

Universidad Pública de Navarra

Nafarroako Unibertsitate Publikoa

**ESCUELA TECNICA SUPERIOR
DE INGENIEROS AGRONOMOS**

***NEKAZARITZAKO INGENIARIEN
GOI MAILAKO ESKOLA TEKNIKO***

**CLASIFICACIÓN DE CULTIVOS DE NAVARRA MEDIANTE SERIES TEMPORALES DE
IMÁGENES SENTINEL-1**

presentado por

MARÍA ARIAS CUENCA

Director:
Jesús Álvarez Mozos

Codirector:
Miguel Ángel Campo Bescós

**MÁSTER EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA Y TELEDETECCIÓN
*MASTERRA INFORMAZIO SISTEMA GEOGRAFIKOETAN ETA TELEDETEKZIOAN***

Septiembre, 2017

RESUMEN

Este trabajo fin de máster tiene como objetivo realizar la clasificación de cultivos preponderantes en Navarra a partir de observaciones multitemporales de teledetección radar en aras de facilitar las inspecciones de las ayudas de la Política Agraria Común (PAC). Para ello, se partió de un conjunto de imágenes Sentinel-1 del año agrícola 2015-2016 y la base de datos de inspecciones realizadas ese año. Tras realizar el procesamiento de las imágenes, se extrajo su información para las parcelas de estudio y se automatizó el procesamiento de datos para obtener las curvas temporales típicas de cada cultivo, las matrices de separabilidad entre parejas de cultivos y la clasificación basada en explotar la información temporal de la serie. Los resultados obtenidos demuestran que es posible caracterizar el crecimiento de diferentes cultivos aunque las fiabilidades varían dependiendo del cultivo y la comarca agraria, así como del clasificador utilizado o la polarización de las observaciones.

Palabras clave: teledetección, radar, cultivo, clasificación, separabilidad, retrodispersión

ABSTRACT

This work aims to perform the classification of prevailing crops in Navarre from multitemporal radar remote sensing observations, so as to facilitate inspections of the subsidies of the Common Agricultural Policy (CAP). To this end, a set of Sentinel-1 images from the agricultural year 2015-2016 and the inspections database for that year were used. After processing the images, their information was extracted for the study plots and the data process was automated in order to obtain crop temporal growth curves, separability matrices between pairs of crops and classification based on the exploitation of temporal information of the time series. The results show that it is possible to characterize the growth of different crops, although the reliability depends on the particular crop and agricultural region, as well as the classifier used or the polarization

Keywords: remote sensing, radar, crop, classification, separability, backscatter

ÍNDICE

RESUMEN	2
ABSTRACT	3
ÍNDICE.....	4
ÍNDICE DE FIGURAS	6
ÍNDICE DE TABLAS	8
1. ANTECEDENTES	9
1.1. POLÍTICA AGRARIA COMÚN	9
1.2. CLASIFICACIÓN DE CULTIVOS MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN	10
1.2. SENTINEL-1	12
1.4. PROYECTO PYRENEOS	14
2. OBJETIVOS	15
3. MATERIAL Y MÉTODOS	16
3.1. DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO.....	16
3.2. CULTIVOS OBJETO DE CLASIFICACIÓN	17
3.3. BASE DE DATOS DE PARCELAS AGRÍCOLAS DE NAVARRA.....	20
3.4. IMÁGENES SENTINEL-1.....	21
3.5. DESCARGA DE IMÁGENES SENTINEL-1.....	21
3.6.DESCARGA DE HOJAS MDT Y CREACIÓN DE MOSAICOS MDT	24
3.6.1.CREACIÓN DE LOS MOSAICOS	24
3.6.2. CONVERSIÓN A PROYECCIÓN WGS84	25
3.7. PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES.....	25
3.7.1.SUBSET PARA LA PRUEBA DE LA CADENA DE PROCESAMIENTO	25
3.7.2.CADENA DE PROCESAMIENTO EN SNAP	26
3.7.2.1. CARGA DE LA IMAGEN	26
3.7.2.2. CORRECCIÓN DE LA ÓRBITA	26
3.7.2.3. ELIMINACIÓN DEL RUIDO TÉRMICO	26
3.7.2.4. CALIBRACIÓN A θ^0	26
3.7.2.5. FILTRADO DE MOTEADO.....	27
3.7.2.6. ORTORRECTIFICACIÓN	27
3.7.2.7. CORRECCIÓN TOPOGRÁFICA	28
3.7.3.SELECCIÓN DEL MDT PARA LA ORTORRECTIFICACIÓN	29
3.7.4. CREACIÓN DE UN GRÁFICO PARA AUTOMATIZAR EL PROCESADO.....	30
3.7.5. PROCESAMIENTO POR LOTES.....	31
3.8. CREACIÓN DE MOSAICOS DE NAVARRA A PARTIR DE LAS IMÁGENES SENTINEL-1 YA PROCESADAS	31
3.9. EXTRACCIÓN DE ESTADÍSTICAS DE PARCELAS AGRÍCOLAS	32
3.10. GENERACIÓN DE UN FICHERO ÚNICO CON LA INFORMACIÓN DE ϑ_{loc} σ_{VH}^0 Y σ_{VV}^0 DE TODAS LAS FECHAS	33
3.11. PROCESADO DE LOS DATOS	33
3.12. REPRESENTACIÓN DE LAS CURVAS TEMPORALES DE RETRODISPERSIÓN	34
3.13. CÁLCULO DE LAS SEPARABILIDADES ENTRE CULTIVOS.....	35
3.14. CLASIFICACIÓN	35
4. RESULTADOS	38
4.1.CURVAS TEMPORALES DE RETRODISPERSIÓN	38
4.1.1. CEREALES	38
4.1.2. LEGUMINOSAS.....	42
4.1.3. OLEAGINOSAS.....	44
4.1.4. FORRAJES.....	46
4.1.5. BARBECHOS	48

4.2. SEPARABILIDADES ENTRE CULTIVOS.....	49
4.2.1. NAVARRA.....	49
4.2.2. COMARCAS	53
4.3. CLASIFICACIÓN	53
4.3.1. FIABILIDAD GLOBAL.....	53
4.3.2. RESULTADOS POR CULTIVOS.....	54
4.3.2.1. CEREALES.....	56
4.3.2.2. LEGUMINOSAS	58
4.3.2.3. OLEAGINOSAS	59
4.3.2.4. FORRAJES	60
4.3.2.5. BARBECHOS	61
5. DISCUSIÓN.....	62
6. CONCLUSIONES	65
7. BIBLIOGRAFÍA	66
ANEXO 1: SCRIPTS	70
ANEXO 2: CURVAS TEMPORALES DE RETRODISPERSIÓN.....	96
ANEXO 3: MATRICES DE SEPARABILIDAD.....	125
ANEXO 4: MATRICES DE CONFUSIÓN.....	136
ANEXO 5: RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN	160

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Comarcas Agrarias de Navarra	17
Figura 2. Huella satelital de las pasadas 103ASC, 8DESC y 81DESC, de las imágenes de octubre de 2015.....	22
Figura 3. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen antes de filtrar el moteado, e imagen con filtro de moteado Gamma Map 3x3	27
Figura 4. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen antes de realizar la ortorrectificación (izquierda), e imagen ortorrectificada a partir de MDT de 5 m.....	28
Figura 5. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen antes de corrección topográfica a partir de MDT de 5 m e imagen corregida topográficamente a partir de MDT de 5 m.....	29
Figura 6. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen corregida con MDT 5 m, imagen corregida con MDT 25 m, imagen corregida con MDT SRTM 1SEC HGT e imagen corregida con MDT SRTM 3SEC.....	30
Figura 7. Esquema gráfico para el procesado de las imágenes Sentinel-1, construido con la herramienta Graph Builder.	31
Figura 8. Visualización de un mosaico de cada pasada en composición RGB (R: σ_{VV}^0 , G: σ_{VH}^0 , B: σ_{VV}^0) junto con el contorno de Navarra en el navegador de SNAP. Pasada 103ASC, pasada 8DESC y pasada 81DESC.....	32
Figura 9. Curvas temporales de retrodispersión de la avena en Navarra.....	38
Figura 10. Curvas temporales de retrodispersión de la cebada en Navarra.....	38
Figura 11. Curvas temporales de retrodispersión del trigo en Navarra.....	39
Figura 12. Curvas temporales de retrodispersión del arroz en Navarra	40
Figura 13. Curvas temporales de retrodispersión del maíz en la comarca 1	41
Figura 14. Curvas temporales de retrodispersión del maíz en la comarca 7	41
Figura 15. Curvas temporales de retrodispersión del guisante en la comarca 4	42
Figura 16. Curvas temporales de retrodispersión del guisante en la comarca 7	43
Figura 17. Curvas temporales de retrodispersión de las habas en Navarra.	43
Figura 18. Curvas temporales de retrodispersión de la veza en Navarra	44
Figura 19. Curvas temporales de retrodispersión de la colza en Navarra	44
Figura 20. Curvas temporales de retrodispersión del girasol en la comarca 3	45
Figura 21. Curvas temporales de retrodispersión del girasol para en la comarca 7.....	45
Figura 22. Curvas temporales de retrodispersión de la alfalfa en la comarca 5	46
Figura 23. Curvas temporales de retrodispersión de la alfalfa para en la comarca 7.....	46
Figura 24. Curvas temporales de retrodispersión de los pastos en la comarca 1.....	47
Figura 25. Curvas temporales de retrodispersión de los pastos en la comarca 5.....	47
Figura 26. Curvas temporales de retrodispersión del raygras en la comarca 1.....	48
Figura 27. Curvas temporales de retrodispersión del raygras en la comarca 2.....	48
Figura 28. Curvas temporales de retrodispersión de barbecho en la comarca 4	49
Figura 29. Curvas temporales de retrodispersión del barbecho en la comarca 6	49
Figura 30. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en Navarra para σ_{VH}^0 . Matriz de separabilidad media y matriz de separabilidad máxima.....	50
Figura 31. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en Navarra para σ_{VV}^0 . Matriz de separabilidad media y matriz de separabilidad máxima.....	50

Figura 32. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en Navarra para $\sigma_{VH}^0 / \sigma_{VV}^0$.

Matriz de separabilidad media y matriz de separabilidad máxima 51

Figura 33. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en

Navarra. σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 55

Figura 34. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en

Navarra. $\sigma_{VH}^0 / \sigma_{VH}^0$ y asignación global. 55

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características de la misión Sentinel-1	13
Tabla 2. Comarcas agrarias de Navarra.....	16
Tabla 3. Número de parcelas y superficie total de cada uno de los cultivos objetivo del fichero de las inspecciones de la PAC del Gobierno de Navarra	20
Tabla 4. Características del modo operacional IW de Sentinel-1	21
Tabla 5. Imágenes descargadas para el periodo septiembre 2015 – septiembre 2016 e imágenes no disponibles	23
Tabla 6. Número de parcelas por cultivo y comarca tras realizar el filtro de parcelas con más de 5 píxeles.....	34
Tabla 7. Resultados de Fiabilidad Global de la clasificación de σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 , $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ y asignación global con los clasificadores NSE, R^2 y RMSE.	53

1. ANTECEDENTES

1.1. POLÍTICA AGRARIA COMÚN

La Política Agraria Común (PAC) es una política gestionada y financiada con los recursos del presupuesto anual de la Unión Europea (UE), común a todos sus estados miembros, que se encarga de gestionar las subvenciones que reciben los agricultores y ganaderos de la UE. Lanzada en 1962, la PAC ha sufrido una serie de reformas a lo largo de su historia. En sus inicios era una política intervencionista y productivista (MAPAMA, 2017), ya que las subvenciones se otorgaban a los productores con el fin de que pudiesen mantener un nivel de vida adecuado y para poder abastecer a la sociedad con alimentos a precios asequibles. La última reforma se realizó en junio de 2013 y se centró en tres objetivos (European Commission, 2013):

- Suministro estable de alimentos, garantizando la seguridad alimentaria.
- Desarrollo equilibrado de las zonas rurales de la UE, garantizando un nivel de vida digno a los agricultores
- Gestión sostenible de los recursos naturales.

El pago de las ayudas a los agricultores se realiza en función de las hectáreas de terreno agrícola presentadas en las declaraciones que se entregan en la Administración, siendo en España las administraciones autonómicas las competentes en esta materia. Dentro de estas ayudas se incluyen diferentes tipos de cultivos, tales como cereales, oleaginosos, proteaginosos, praderas y cultivos forrajeros. Al menos un 5% de estas solicitudes son sometidas a inspecciones para garantizar la veracidad de los datos presentados. Se realizan tanto controles administrativos como inspecciones en campo, siendo estas últimas de dos tipos:

- Inspección clásica: se comprueba que el cultivo declarado es el que se ha cultivado realmente en la parcela.
- Inspección de Condicionalidad: es un control más exhaustivo en el que se comprueba que se cumplan con las obligaciones de Condicionalidad, que están relacionadas con el medio ambiente, las buenas condiciones agrícolas del terreno, la salud pública o la sanidad vegetal (FEGA, 2017).

Actualmente, en Navarra no existe ningún método de verificación automática de las declaraciones, por lo que los técnicos de la sección de inspecciones del Departamento de Desarrollo Rural, Medio Ambiente y Administración Local del Gobierno de Navarra deben desplazarse a las parcelas para realizar la inspección y comprobar que el cultivo implantado es el mismo que el que ha sido declarado por el productor. Esta labor resulta tediosa y costosa, además, en ocasiones, las fechas en la que se realizan las inspecciones son posteriores a la recolección del cultivo, y por tanto puede resultar complicado determinar la veracidad de la declaración.

1.2. CLASIFICACIÓN DE CULTIVOS MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN

La clasificación de cultivos es una de las aplicaciones agrícolas más importantes de la teledetección. El conocimiento de los cultivos presentes en cada una de las parcelas es una información muy útil tanto a escalas locales y regionales, como a escalas globales (Kussul et al., 2016). Esta información es necesaria para el diseño de políticas agrarias y la concesión de subsidios (Schmedtmann et al., 2015), así como para el manejo y control de cultivos agrícolas y para el aseguramiento de la seguridad alimentaria (Kussul et al., 2016).

Las imágenes tomadas por los satélites proporcionan información acerca de la variabilidad espacial del terreno, permitiendo observar los cambios en las cubiertas agrícolas a lo largo de la temporada de crecimiento de los cultivos (McNairn et al., 2002), de tal manera que se puede extraer esta información para asignar clases a cada uno de los píxeles u objetos de una imagen. Diferentes trabajos realizados por varios autores, como Schotten et al (1995) o Tso and Mather (1999), demuestran que las firmas temporales a lo largo del ciclo de crecimiento de distintos cultivos muestran suficiente variación que hace posible la diferenciación.

El método más habitual para clasificar es la clasificación supervisada, en la que se cuenta con una muestra de información sobre cada una de las clases (Chuvieco and Huete, 2010) y se desarrolla generalmente en tres pasos (Anys and He, 1995): en primer lugar, se calculan los parámetros estadísticos que definen el comportamiento espectral, textural o estructural de cada una de las clases (fase de entrenamiento). El segundo paso consiste en asignar los elementos de la imagen a una de las categorías mediante la utilización de una herramienta llamada clasificador. Por último, se calcula la precisión de los resultados. Existe otro procedimiento, llamado clasificación no supervisada, en el que no se conoce información de las clases. En este caso, se establece el número de clases antes de aplicar el algoritmo y mediante un proceso estadístico se agrupan los píxeles u objetos de la imagen en categorías desconocidas, de forma que es necesario determinar las clases a posteriori interpretando los resultados obtenidos (Anys and He, 1995).

La teledetección óptica permite caracterizar las firmas espectrales de los cultivos. La discriminación de cultivos a partir de imágenes ópticas adquiridas en una sola fecha puede ser complicada, tal como indica Larrañaga and Álvarez-Mozos, 2016, debido a la similitud de las firmas de diferentes cultivos ya que dependen principalmente de los pigmentos presentes y de la estructura del mesófilo de las hojas. Por lo tanto, la información multitemporal es esencial para la clasificación de cultivos, especialmente en regiones agrícolas pequeñas (Csillik and Belgiu, 2016), ya que las imágenes multitemporales pueden capturar los cambios fenológicos que se producen a lo largo del ciclo de crecimiento (Kussul et al., 2016). Sin embargo, la presencia de nubosidad afecta a las imágenes ópticas, impidiendo en muchas ocasiones la captura de información durante los periodos críticos de crecimiento.

Una de las principales ventajas de los sensores SAR (radar de apertura sintética) es que su señal no se ve afectada por la nubosidad, además de proporcionar información sobre las

características geométricas y dieléctricas de las cubiertas que puede ser útil para discriminar algunos cultivos que no se podrían distinguir sólo con imágenes ópticas (Inglada et al., 2016).

Algunos de los trabajos que se han realizado en el ámbito de la clasificación de cultivos han tratado de diferenciar áreas agrícolas de otras zonas (Mishra et al., 2011; Li et al., 2012), o bien de identificar uno o dos de los cultivos más importantes (Satalino et al., 2009; Baghdadi et al., 2009), mientras que otros proyectos más complejos se han centrado en intentar identificar varios cultivos en una zona de estudio específica (McNairn et al., 2009; Larranaga et al., 2013)

Los sensores SAR operan en la región del espectro electromagnético de las microondas. La intensidad del pulso retrodispersado por la vegetación depende principalmente de la estructura de la cubierta (tamaño, la forma o la orientación de hojas, las ramas o los frutos), así como de sus propiedades dieléctricas, la densidad de plantación y la dirección de plantación (Skriver et al., 1999). La estructura de la planta y el contenido de agua varían en función del tipo de cultivo y la etapa de crecimiento, provocando alteraciones en la respuesta del pulso retrodispersado (McNairn et al., 2002) de tal manera que estas diferencias pueden ser detectadas por los sensores SAR con el fin de diferenciar distintos tipos de cultivos (Skriver et al., 1999).

La capacidad de discriminación entre cultivos será diferente en función de la época del año. Hay que tener en cuenta que la respuesta del pulso retrodispersado depende también de las características dieléctricas y de la rugosidad del suelo, así como de su pendiente y orientación (Satalino et al., 2009), lo que puede provocar variabilidad en la retrodispersión dentro de una misma clase. Además, un mismo cultivo puede haberse sembrado en diferentes fechas, y para una fecha específica puede encontrarse el cultivo en diferentes estados de desarrollo, causando variabilidad (Skriver, 2012). Según Whelen and Siqueira (2017), el comportamiento retrodispersivo está dominado por el estado de desarrollo y la estructura física del cultivo durante la etapa de crecimiento, y por eventos climáticos, labores del suelo y de cosecha durante el resto del año.

Para conseguir una separación aceptable de las diferentes tipologías de cultivos es necesario trabajar con datos multidimensionales. La primera generación de satélites en banda-C, como ERS-1 o RADARSAT-1, operaban en una única polarización y era necesario la combinación de estos datos con imágenes ópticas para lograr precisiones aceptables a la hora de clasificar cultivos (McNairn et al., 2014). Después, se fueron mejorando las características de los satélites, con la adición de diferentes polarizaciones (ASAR/ENVISAT o RADARSAT-2), o el uso adicional de más frecuencias (TerraSAR-X, COSMO-SkyMed y PALSAR/ALOS) (Vereecken et al., 2012). Diversos estudios (Skriver et al., 2011; Skriver, 2012; Moran et al., 2012) demostraron que las adquisiciones multitemporales son importantes para obtener unos resultados buenos en la clasificación de cultivos, especialmente con polarizaciones únicas o duales. Por tanto, la selección de una ventana temporal adecuada para obtener una buena separabilidad de las clases es fundamental (McNairn et al., 2014; Blaes et al., 2005).

En cuanto a las longitudes de onda utilizada a la hora de clasificar cultivos, se han realizado diversos estudios con diferentes bandas, aunque se ha demostrado que la banda C es muy útil para aplicaciones agrícolas (Mc Nairn and Brisco, 2004). El trabajo llevado a cabo por McNairn

et al. (2009) demuestra que la banda C es muy sensible a los cambios de estructura de los cultivos durante la etapa de desarrollo de las semillas y frutos. Larrañaga and Álvarez-Mozos (2016) también consiguen buenos resultados de clasificación utilizando la banda C.

En relación a los clasificadores utilizados en imágenes radar, los autores han aplicado algoritmos de diferente tipología. Entre los estadísticos clásicos, Blaes et al. (2005) y Skriver (2012) utilizaron el clasificador de máxima verosimilitud. Entre los métodos no estadísticos, los árboles de clasificación han sido aplicados en muchos trabajos (Larrañaga and Álvarez-Mozos, 2016; McNairn et al., 2014; Torbick et al., 2017; Wang et al., 2010). Algunos autores también han clasificado a partir de redes neuronales, que son algoritmos basados en inteligencia artificial (Kussul et al., 2016; Stankiewicz, 2006).

Otra de las opciones para clasificar son las medidas de error, que utilizaron en su trabajo Whelen and Siqueira (2017) a partir de la creación de modelos multitemporales. En primer lugar, calcularon las estadísticas de las parcelas de cada cultivo para cada imagen. Estos datos se utilizaron para crear el modelo de retrodispersión media de cada cultivo a lo largo del periodo de estudio (curva tipo). Después, se aplicaron los algoritmos de error, que compara cada parcela a clasificar con estas curvas tipo, de manera que las parcelas se asignan al cultivo que menor error obtiene.

Los resultados de los trabajos de clasificación que tratan de diferenciar diferentes especies de cultivos son variables. Entre los cultivos más estudiados, la colza obtiene muy buenos resultados de clasificación, además del maíz o la remolacha (Kussul et al., 2016; McNairn et al., 2014; Stankiewicz, 2006). Los cereales de invierno (trigo, cebada, avena, triticale o centeno), son más difíciles de clasificar cuando existen más de dos especies de estos cultivos (Stankiewicz, 2006), pero si sólo se estudia un tipo de estos cereales junto con otros cultivos, se clasifican bien (Kussul et al., 2016). En relación a la polarización, el índice de polarización cruzada VH y el índice VV logran buenos resultados (McNairn et al., 2014).

1.3. SENTINEL-1

El programa Copernicus, anteriormente conocido como Global Monitoring for Environment and Security (GMES), es un proyecto liderado por la Comisión Europea (CE) y en el que participan los Estados Miembros de la UE, la Agencia Espacial Europea (ESA), la Organización Europea para la Explotación de Satélites Meteorológicos (EUMETSAT), el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF), las Agencias de la UE y Mercator Océan. El objetivo del programa es el desarrollo de servicios de observación y monitorización terrestres para mejorar la gestión del medio ambiente, monitorizar el estado de los mares y el cambio climático, y asegurar la seguridad civil, en beneficio de los ciudadanos europeos (Unión Europea, 2015).

A través de observaciones de satélite y sistemas de medición en tierra, mar y aire, los servicios proporcionan información global, que también pueden utilizarse a nivel local y regional, ya que la información es de acceso abierto y gratuito. Los satélites que proporcionan información al programa Copernicus se dividen en dos grupos (Copernicus, 2017):

- Los satélites Sentinel, que se están desarrollando para los requerimientos específicos del programa. ESA opera los satélites Sentinel-1, Sentinel-2 y Sentinel-3 y operará Sentinel-5P y Sentinel-6 cuando se hayan lanzado. Sentinel-4 y Sentinel-5 son instrumentos a bordo de los satélites meteorológicos EUMETSAT.
- Las misiones de contribución, que son operadas por organizaciones nacionales, europeas o internacionales y proporcionan datos a los servicios de Copernicus.

La misión Sentinel-1 proporciona imágenes radar en banda-C, observaciones viables tanto de día como de noche y bajo cualquier tipo de condición meteorológica (ESA, 2017). Está compuesta de una constelación de dos satélites idénticos: Sentinel-1A, lanzado el 3 de abril de 2014, y Sentinel-1B, lanzado el 25 de abril de 2016, lo que permite un periodo de revisita conjunto de 6 días, que combinando adquisiciones en pasadas ascendentes y descendentes puede llegar a ser de 3 días.

Las principales aplicaciones de esta misión son la observación del hielo y los icebergs en las áreas polares, servir de apoyo en situaciones de emergencia como inundaciones o terremotos, la vigilancia de las zonas marinas mediante el monitoreo de las olas, los vientos, las mareas y los derrames de petróleo y el monitoreo de las superficies terrestres en el ámbito forestal, hidrológico, agrícola y del suelo (Esa, 2012) (ESA, 2016).

A continuación se especifican las características de la misión Sentinel-1:

Tabla 1. Características de la misión Sentinel-1 (ESA, 2016)

Lanzamiento	Sentinel-1A Abril 2014, Sentinel-1b Abril 2016
Lanzacohetes	Cohete Soyuz desde Kourou, Guayana Francesa
Orbita	Polar, órbita heliósincrona a una altitud de 693 km
Periodo de revisita	Seis días a partir de una constelación de dos satélites
Vida útil	Mínimo de siete años
Satélite	2.8 m de largo, 2.5 m de ancho, 4 m de alto con paneles solares de 2x10 m de longitud y una antena radar de 12 m de longitud
Peso	2300 kg (incluyendo 130 kg de fuel)
Radar	Radar de apertura sintética (SAR) en banda-C y operando a una frecuencia de 5.405 GHz
Modos operacionales	Modo Interferometric wide-swath con pasada de 250 km y resolución espacial de 5x20 m
	Modo wave con imágenes de 20x20 km y resolución espacial de 5x5 m (a intervalos de 100 km)
	Modo Strip map con pasada de 80 km y resolución espacial de 5x5 m
	Modo Extra wide-swath con pasada de 400 km y resolución espacial de 20x40 m
Estaciones receptoras	Datos SAR: a estaciones en Svalbard (Noruega), Matera (Italia), Maspalomas (España) e Inuvik (Canada) y vía laser a través de EDRS. Datos de telemetría: transmitidos desde y a Kiruna (Suecia)
Misión	Desarrollada, operada y gestionada por ESA
Financiamiento	Miembros estados de ESA y Unión Europea
Acceso a los datos	sentinels.copernicus.eu

1.4. PROYECTO PYRENEOS

Uno de los objetivos del Proyecto PyrenEOS, perteneciente al programa INTERREG POCTEFA, es la definición, desarrollo y testaje con carácter piloto de 4 servicios en el ámbito de la gestión agrícola y forestal, que se testarán en los territorios de Navarra, la Comunidad Autónoma Vasca y Pirineos Atlánticos.

Uno de estos servicios, liderado por la Universidad Pública de Navarra (UPNA) y con la participación del Gobierno de Navarra y la empresa Tracasa, pretende crear una herramienta de verificación de declaraciones de la PAC. Se basará en la creación de curvas temporales de Índices de Vegetación (IV) derivadas de la serie temporal del satélite Sentinel-2 disponible para el ciclo fenológico de los cultivos objetivo. A través del algoritmo desarrollado, se podrá determinar el grado de acuerdo entre la curva temporal de IV de la parcela objeto de declaración y las curvas temporales del resto de cultivos, orientando las inspecciones en campo únicamente a aquellas parcelas en las que el grado de acuerdo/desacuerdo esté por debajo de un determinado nivel mínimo, simplificando y abaratando el proceso de verificación en campo.

Este trabajo se enmarca en el mencionado proyecto y su objetivo es desarrollar una herramienta de clasificación de cultivos basada en imágenes radar Sentinel-1 que utilice las curvas temporales obtenidas para cada cultivo en las distintas polarizaciones disponibles. La clasificación se realizará a partir de la serie de imágenes Sentinel-1 adquirida a lo largo del año agrícola 2016. Los resultados obtenidos en este trabajo pueden ser de utilidad para el desarrollo del algoritmo de clasificación que se realiza en paralelo con las imágenes ópticas Sentinel-2.

2. OBJETIVOS

El objetivo general de este trabajo consiste en el desarrollo y evaluación de un algoritmo de clasificación de cultivos que explote la información temporal proporcionada por la serie de imágenes radar del satélite Sentinel-1. Además del objetivo general, se detallan una serie de objetivos específicos:

- Establecer la cadena de procesamiento de imágenes Sentinel-1 en modo *Interferometric Wide swath mode (IW)* y nivel de procesamiento *Ground Range Detected (GRD)* para la aplicación perseguida.
- Describir el comportamiento retrodispersivo de los principales cultivos de las distintas comarcas agrarias de Navarra en las dos polarizaciones disponibles (σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0) y su ratio ($\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$) mediante la construcción de curvas temporales de retrodispersión (curvas tipo).
- Analizar las separabilidades medias y máximas entre parejas de cultivos.
- Realizar la clasificación mediante un algoritmo que compare la curva temporal de la parcela a clasificar con las curvas tipo de distintos cultivos, utilizando para ello distintos estadísticos.
- Automatizar en la medida de lo posible el procesado de imágenes y de los datos extraídos.
- Utilizar software libre para el procesado de las imágenes (SNAP) y los datos (R).

3. MATERIAL Y MÉTODOS

3.1. DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio de este trabajo abarca la totalidad de la Comunidad Foral de Navarra, cuya extensión es de 10.391 km². El relieve de Navarra es muy variado. La zona norte está caracterizada por un relieve montañoso, especialmente la zona pirenaica, mientras que la Ribera, al sur, está caracterizada por extensas llanuras. Entre ambas zonas se encuentra una zona de transición que se llama Navarra Media.

El clima también es muy diverso. Los valles del noroeste tienen un clima oceánico, con temperaturas templadas y abundantes precipitaciones, mientras que los valles pirenaicos presentan temperaturas más extremas con precipitaciones invernales en forma de nieve. La Ribera de Navarra tiene un clima mediterráneo continental, árido y seco. La zona Media también recibe influencia mediterránea, aunque las precipitaciones son más altas que en la Ribera. En las Cuencas de Pamplona y de Lumbier y Aoiz existe un clima de transición entre el norte y el sur, con caracteres suboceánicos y submediterráneos.

Debido a estas diferencias, Navarra se divide en siete Comarcas Agrarias (tabla 2), cada una de las cuales se caracteriza por unas condiciones físicas del terreno particulares y una climatología que condicionan la vegetación natural y los usos del suelo.

Tabla 2. Comarcas agrarias de Navarra

COMARCAS AGRARIAS DE NAVARRA		
Número de comarca	Nombre de comarca	Superficie (km ²)
I	Nordoccidental	1903.07
II	Pirineos	2311.88
III	Cuenca de Pamplona	777.9
IV	Tierra Estella	1541.95
V	Navarra Media	1302.11
VI	Ribera Alta	1225.68
VII	Ribera Baja	1328.95



Figura 1. Comarcas Agrarias de Navarra

El ciclo vegetativo de un mismo cultivo en diferentes zonas de Navarra puede ser distinto y por tanto, el coeficiente de retrodispersión para una misma fecha puede variar según la zona en la que crezcan, ya que estos valores dependen tanto del estado fenológico en el que se encuentra el cultivo, así como de las características físicas del suelo (rugosidad o humedad). Es por ello que para la construcción de las curvas temporales de los cultivos se tendrá en cuenta la división de Navarra en comarcas agrarias y se compararan, para cada cultivo, las curvas obtenidas en cada comarca con la curva general de Navarra.

3.2. CULTIVOS OBJETO DE CLASIFICACIÓN

La diversidad de los cultivos producidos en Navarra es amplia, por ello para el presente trabajo se ha realizado una selección de los más representativos, que se describen a continuación:

Barbechos

- Barbecho sin producción y sin cubierta: son tierras de barbecho que pueden ser consideradas de interés ecológico a efectos del Pago Verde de la PAC. No deben dedicarse a la producción agrícola ni a la producción ganadera durante al menos un periodo de nueve meses consecutivos desde la cosecha anterior y el periodo comprendido entre el mes de octubre del año previo a la solicitud y el mes de septiembre del año de la solicitud (MAPAMA, 2015).
- Barbecho tradicional sin cubierta: son tierras en las que no se siembra ningún cultivo en la campaña declarada y en las que no se mantiene ningún tipo de vegetación. Estas tierras no cumplen con la condición anterior aunque no se hayan sembrado durante la campaña.

Cereales

- Arroz (*Oryza sativa*): es una especie de planta herbácea perteneciente a la familia Poaceae. Es un cereal que normalmente se cultiva como una planta anual y su producción se destina principalmente para consumo humano, siendo un alimento básico en muchas culturas culinarias. En Navarra, el arroz se cultiva en la Ribera Alta y la Ribera Baja. Antes de realizar la siembra, se inundan los campos, ya que es un cultivo al que no debe faltarle agua. La siembra se realiza a finales de abril y la cosecha en los meses octubre noviembre y diciembre. Antes de cosechar es necesario retirar el agua de las parcelas.
- Avena (*Avena sativa*): es una planta herbácea perteneciente a la familia Poaceae. Tiene un ciclo de crecimiento anual y se utiliza como alimento en la dieta humana y como forraje. En Navarra, la siembra se realiza en otoño, en los meses de octubre y noviembre, y se recolecta en el mes de julio.
- Cebada (*Hordeum vulgare*): es una planta herbácea anual perteneciente a la familia Poaceae. Se aprovecha para alimentación animal, para biomasa, para bioetanol y para alimentación humana, principalmente malta para cerveza. Es un cultivo ampliamente extendido en Navarra, excepto en la zona pirenaica, y se maneja tanto en secano como regadío. Se siembra en los meses de otoño y se recoge en junio.
- Maíz (*Zea mays*): es una especie de planta herbácea anual perteneciente a la familia Poaceae. A nivel mundial, es el cereal que más se produce, y el grano se destina para producción de pienso y para alimentación humana. La planta entera se aprovecha como forraje para el ganado. Se cultiva en secano en la comarca nordoccidental de Navarra, y en la Navarra Media y las comarcas de la Ribera se cultiva en regadío. La siembra se realiza en el mes de abril y se cosecha en los meses otoñales, entre octubre y diciembre.
- Trigo blando (*Triticum aestivum*): es una planta herbácea anual que pertenece a la familia Poaceae. Es la especie de trigo más cultivada en el mundo y se destina para alimentación animal y humana, para biomasa y para bioetanol. Al igual que la cebada, es un cultivo que está extendido por toda la geografía navarra a excepción de la zona de Pirineos, y se cultiva tanto en secano como regadío. Las variedades de invierno se siembran entre octubre y noviembre, mientras que las de primavera se siembran entre mediados de noviembre y enero. La recolección se realiza en julio.

Forrajeras

- Alfalfa (*Medicago sativa*): es una especie de planta herbácea perteneciente a la familia de las fabáceas. Tiene un ciclo vital de entre cinco y doce años y se utiliza principalmente como pasto o forraje para el ganado. En Navarra, se cultiva tanto en los secanos de la Baja Montaña y Zona Media como en los regadíos de la Ribera. La siembra en Navarra se suele realizar en dos fechas: septiembre o primavera. La siembra de septiembre permite entre cuatro y seis cortes del cultivo el año siguiente de la siembra, mientras que la siembra de primavera permite realizar entre tres y cuatro cortes en verano. Una vez que la alfalfa se corta, se transporta a plantas deshidratadoras o se almacena en fardos.

- Raygras: es el nombre genérico de un grupo de plantas pertenecientes a la familia Poaceae y al género Lolium. Es un cultivo forrajero que puede ser anual o plurianual. En Navarra, es un cultivo que se produce principalmente en la comarca nordoccidental. Se siembra en los meses otoñales y la producción no empieza hasta primavera. Se puede aprovechar mediante pastoreo o bien se puede segar si la biomasa es muy elevada.

Leguminosas

- Guisante (*Pisum sativum*): es una planta herbácea anual que pertenece a la familia de las Fabáceas. Es un cultivo que se aprovecha tanto para alimentación humana (guisante de verdeo), como para alimentación del ganado (forraje y grano seco). En Navarra, el guisante para producción de grano seco (proteaginoso), se cultiva normalmente en secano, mientras que el guisante de verdeo se cultiva en regadío y se destina para conservas o congeladoras, recogiendo antes de madurez. El guisante proteaginoso se siembra en los meses de otoño, entre octubre y diciembre, y se recolecta en junio. El guisante verde se siembra entre diciembre y marzo y se cosecha en mayo.
- Haba (*Vicia faba*): es una planta herbácea anual que pertenece a la familia de las Fabáceas. Al igual que el guisante, es un cultivo que se aprovecha para consumo humano (habas de verdeo) y para consumo animal. Tanto las habas de verdeo como las habas para grano se siembran en el mes de octubre, pero la cosecha de las habas de verdeo se realiza antes, en el mes de mayo. Las habas para grano se recolectan en junio.
- Veza (*Vicia sativa*): es una planta herbácea anual que pertenece a la familia de las Fabáceas. Los principales usos de este cultivo son la utilización como abono verde y para la producción de forraje ganadero. Se cultiva en las comarcas de Tierra Estella y Navarra media. La siembra se realiza en el mes de octubre y se siega entre mayo y junio.

Oleaginosas

- Colza (*Brassica napus*): es una planta dicotiledónea anual o bienal perteneciente a la familia Brassicaceas. El aceite de colza se produce tanto para consumo humano como para aprovechamiento industrial, mientras que para ganado se produce la torta de colza. En Navarra, es un cultivo alternativo dentro de las rotaciones cerealistas en secano que tiene ventajas agronómicas pero suele tener malas implantaciones y problemas de plagas. La siembra se realiza entre mediados de septiembre a inicios de octubre, y la recolección se hace en julio.
- Girasol (*Helianthus annuus*): es una planta herbácea anual de la familia de Asteraceae. El principal aprovechamiento de este cultivo es el aceite. Es un cultivo de verano que en Navarra se utiliza como alternativa en las rotaciones de cereales. Se siembra entre mediados de abril y mediados de mayo y se cosecha en el mes de septiembre.

Pastizales

- Pastos de menos de 5 años: en esta categoría se incluyen superficies de pastos que se plantan en tierra arable durante menos de 5 años seguidos. Estos pastos pueden estar compuestos por diversas especies y en ellos se deben realizar labores de mantenimiento mediante siega, desbroce o bien pastoreo.

3.3. BASE DE DATOS DE PARCELAS AGRÍCOLAS DE NAVARRA

La información sobre los diferentes cultivos objetivos de Navarra se extrae a partir de una base de datos de las inspecciones realizadas por el Gobierno de Navarra para la Política Agraria Común (PAC) en la campaña agrícola 2015-2016. La información fue facilitada por técnicos del Área de Inspecciones del Departamento de Desarrollo Rural y Medio Ambiente del Gobierno de Navarra en un fichero en formato .shp, que contiene diferentes atributos como son la identificación de cada parcela mediante el municipio, polígono, parcela y recinto, el uso SIGPAC, el cultivo, la comarca agraria a la que pertenece, la superficie o la fecha de inspección.

El fichero de las inspecciones contiene información vectorial de un total de 23471 parcelas de 124 categorías de cultivos diferentes. A continuación, en la tabla 3, se muestra el número de parcelas y la superficie total de los cultivos objetivo del fichero de inspecciones.

Tabla 3. Número de parcelas y superficie total de cada uno de los cultivos objetivo del fichero de las inspecciones de la PAC del Gobierno de Navarra

Cultivos objetivo	Número de parcelas	Superficie total (ha)	Tamaño medio parcela (ha)
Alfalfa	506	619.17	1.22
Arroz	80	172.49	2.16
Avena	408	658.3	1.61
Barbecho sin produc sin cubierta	1023	1253.05	1.22
Barbecho trad. sin cubierta	3370	4408.35	1.31
Cebada	3870	6744.1	1.74
Colza	370	768.25	2.08
Girasol	182	562.34	3.09
Guisantes	332	691.06	2.08
Habas	254	390.7	1.54
Maíz	774	2017.21	2.61
Pasto de menos de 5 años	210	229.31	1.09
Raygras	264	363.88	1.38
Trigo blando	4344	7149.32	1.65
Veza	230	446.69	1.94
Total general	16217	26474.23	1.63

3.4. IMÁGENES SENTINEL-1

En este trabajo se han utilizado imágenes Sentinel-1A obtenidas en el modo operacional Interferometric wide-swath (IW), cuyas características se pueden consultar en la tabla 4:

Tabla 4. Características del modo operacional IW de Sentinel-1. (Torres et al., 2012)

Parámetro	Interferometric Wide-swath mode (IW)
Polarización	Dual (VV+VH)
Ángulos de incidencia	31°-46°
Resolución Azimuth	20 m
Resolución Ground Range	5 m
Looks Azimuth y Range	Único
Pasada	250 km
Maximo NESZ	- 22 dB
Estabilidad radiométrica	0.5 dB (3 σ)
Precisión radiométrica	1 dB (3 σ)
Error de fase	5°

3.5. DESCARGA DE IMÁGENES SENTINEL-1

La descarga de las imágenes Sentinel-1 se puede realizar de manera gratuita desde diferentes plataformas. En este trabajo se realizó desde la página de la ESA “Copernicus Open Acces Hub”: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>.

El funcionamiento de esta plataforma es muy sencillo. Antes de entrar a la plataforma, es necesario registrarse. Es posible filtrar a través de un menú las características de las imágenes a descargar. Una vez filtradas las opciones, se muestran en el menú las imágenes disponibles para descargar y en el mapa se visualizan las huellas digitales de cada una de las imágenes. Se seleccionan las imágenes a descargar y se almacenan en un carrito, de manera que se puede acceder a él para realizar la descarga. Solo es posible descargar dos imágenes de manera simultánea.

A la hora de realizar la búsqueda de las imágenes a descargar, se tuvieron en cuenta los siguientes factores:

- Se considera un año agrícola para el periodo de descarga, tomando como referencia el cultivo de cereales de invierno (desde la siembra en otoño hasta la recolección en verano). Por tanto, se buscan imágenes comprendidas entre el 1 de septiembre de 2015 y el 1 de septiembre de 2016.
- Solo se descargan imágenes del satélite Sentinel-1A, con el fin de tener imágenes de todo el periodo cada 12 días. No se descargan imágenes del satélite Sentinel-1B porque fue lanzado el 22 de abril de 2016 y sus imágenes no cubren todo el periodo de estudio.
- Se descargan imágenes de nivel 1.5 Ground Range Detected (GRD), con polarizaciones VV y VH.

Con estas consideraciones, se realizó un filtrado en el panel de “Copernicus Data Hub” para buscar el código de las pasadas satelitales que cubren por completo el territorio navarro. La pasada ascendente 103ASC cubre por completo Navarra mediante dos imágenes. Sin embargo, no hay una pasada descendente que abarque la totalidad del área. Se seleccionaron las pasadas 8DESC y 81DESC, ya que ambas, mediante dos imágenes, abarcan casi toda Navarra, a excepción de una zona en el este de Navarra (8DESC) perteneciente a la comarca de Tierra Estella, y una zona en el oeste correspondiente a la comarca de Pirineos (81DESC). La huella satelital de las imágenes de octubre de 2015 correspondientes a las 3 pasadas se puede visualizar en la figura 2.

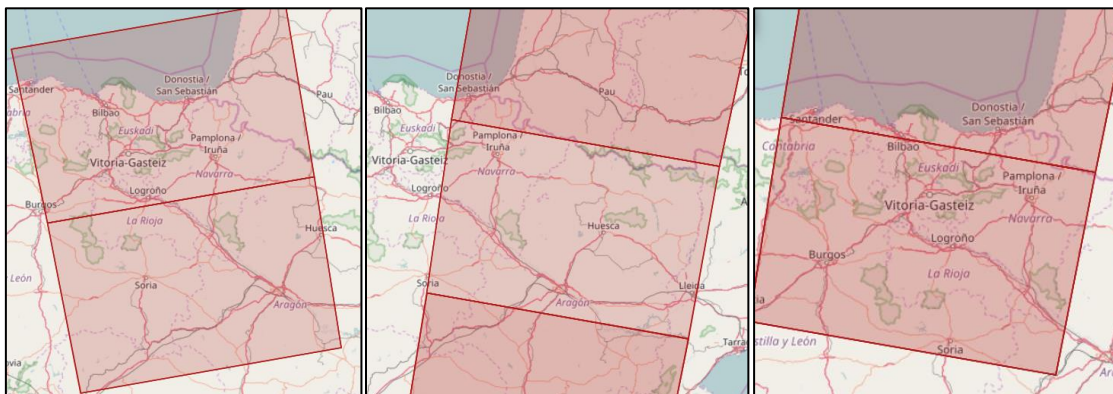


Figura 2. Huella satelital de las pasadas 103ASC (izquierda), 8DESC (centro) y 81DESC (derecha, de las imágenes de octubre de 2015.

Con cada una de las 3 pasadas se realizó un filtro para poder seleccionar todas las imágenes y descargarlas. Una vez descargadas, se creó un listado (tabla 5) para cada pasada con las fechas de las imágenes y se anotaron las fechas en las que faltaban imágenes, ya que se obtienen con una periodicidad de 12 días.

Tabla 5. Imágenes descargadas para el periodo septiembre 2015 – septiembre 2016 e imágenes no disponibles

PASADA 103ASC		PASADA 8DESC		PASADA 81DESC	
Fecha	Imágenes disponibles	Fecha	Imágenes disponibles	Fecha	Imágenes disponibles
01/09/2015	Sí	07/09/2015	Sí	12/09/2015	Sí
13/09/2015	Sí	19/09/2015	Sí	24/09/2015	Sí
25/09/2015	Sí	01/10/2015	Sí	06/10/2015	Sí
07/10/2015	Sí	13/10/2015	Sí	18/10/2015	Sí
19/10/2015	No	25/10/2015	Falta imagen sur	30/10/2015	Sí
31/10/2015	Sí	06/11/2015	No	11/11/2015	Sí
12/11/2015	Sí	18/11/2015	Sí	23/11/2015	Sí
24/11/2015	Sí	30/11/2015	No	05/12/2015	Sí
06/12/2015	Sí	12/12/2015	Sí	17/12/2015	Sí
18/12/2015	Sí	24/12/2015	Sí	29/12/2015	Sí
30/12/2015	Sí	05/01/2016	Sí	10/01/2016	Sí
11/01/2016	Sí	17/01/2016	Sí	22/01/2016	No
23/01/2016	Sí	29/01/2016	Si, dos imágenes	03/02/2016	No
04/02/2016	Sí	10/02/2016	Sí	15/02/2016	Sí
16/02/2016	Sí	22/02/2016	No	27/02/2016	Sí
28/02/2016	Falta imagen sur	05/03/2016	Sí	10/03/2016	Sí
11/03/2016	Sí	17/03/2016	Sí	22/03/2016	Sí
23/03/2016	Sí	29/03/2016	Sí	03/04/2016	Sí
04/04/2016	Sí	10/04/2016	Sí	15/04/2016	Sí
16/04/2016	Sí	22/04/2016	Sí	27/04/2016	Sí
28/04/2016	Sí	04/05/2016	Sí	09/05/2016	Sí
10/05/2016	Sí	16/05/2016	Sí	21/05/2016	Sí
22/05/2016	No	28/05/2016	Sí	02/06/2016	Sí
03/06/2016	Sí	09/06/2016	Sí	14/06/2016	Sí
15/06/2016	Sí	21/06/2016	No	26/06/2016	No
27/06/2016	Sí	03/07/2016	Sí	08/07/2016	Sí
09/07/2016	Sí	15/07/2016	Sí	20/07/2016	No
21/07/2016	Sí	27/07/2016	No	01/08/2016	Sí
02/08/2016	Sí	08/08/2016	Sí	13/08/2016	Sí
14/08/2016	Sí	20/08/2016	Sí	25/08/2016	Sí
26/08/2016	Sí	01/09/2016	Sí	06/09/2016	Sí
07/09/2016	Sí				

A continuación se detallan el número de imágenes y el número de fechas para cada pasada que están completas:

- Pasada 103ASC: 58 imágenes para 29 fechas.
- Pasada 8DESC: 40 imágenes para 25 fechas. En algunas fechas una sola imagen cubre Navarra.

- Pasada 81DESC: 54 imágenes para 27 fechas.

Se realizó una búsqueda en otros repositorios de las imágenes que no se encontraban disponibles. En concreto, se buscó en las siguientes URLs:

- PEPS-Sentinel: <https://peps.cnes.fr/rocket/#/home>
- Alaska Satellite Facility (AFS): <https://www.asf.alaska.edu/sentinel/>

Se encontraron las mismas imágenes que en la plataforma “Copernicus Open Acces Hub”, por lo tanto, se cree que la falta de las imágenes puede deberse a alguna parada por mantenimiento o algún fallo del satélite durante la adquisición de las imágenes.

Los productos Sentinel-1, una vez descargados, se encuentran comprimidos en una carpeta .ZIP. Dentro de la carpeta se encuentra la imagen Radar en formato .SAFE.

3.6. DESCARGA DE HOJAS MDT Y CREACIÓN DE MOSAICOS MDT

Para realizar la ortorrectificación de las imágenes radar, es necesario cargar en el software de procesamiento un modelo digital de elevaciones (o modelo digital del terreno, MDT) del área de estudio. Estos modelos contienen información altimétrica que representa el relieve.

Durante la realización de las pruebas para determinar la secuencia de procesamiento, se testaron varios modelos digitales de elevaciones disponibles en la página web del Centro de Descargas del Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG) <http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/index.jsp>. En concreto, se crearon dos mosaicos de 5 m y 25 m de resolución espacial a partir de las hojas del MTN50 disponibles en formato .ASC. Además, se utilizaron también los MDTs Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM) (NASA, 2017) de 30 m y 90 m de resolución, disponibles de forma gratuita para todo el mundo. Los análisis realizados demostraron una mejor corrección topográfica mediante el MDT de 5 m de resolución, que fue el que finalmente se utilizó para el procesamiento de todas las imágenes Sentinel-1. Se utilizó el software Geomatica (PCI Geomatics, 2017) para realizar la unión de las hojas MDT descargadas con el fin de crear los mosaicos, tal y como se describe a continuación.

3.6.1. CREACIÓN DE LOS MOSAICOS

Se utilizó el módulo OrthoEngine de Geomatica para la creación de los MDTs descargados en la página del CNIG. Para cada MDT, se siguieron los siguientes pasos:

- Creación de un nuevo proyecto (opción *Project*): se eligió un proyecto de tipo *none (mosaic only)* y se asignó la proyección de las hojas MDT (UTM 30T D450) y la resolución espacial según el mosaico a crear (5x5m o 25x25m)
- Carga de las hojas MDT (opción *Image Input* → *Open a new or existing image*): mediante esta opción se cargaron todas las hojas del MDT.
- Definir el área de mosaico (opción *Mosaic* → *Define mosaic area*): en este apartado se definió el nombre del fichero del mosaico y se comprobó en el visualizador que estaban todas las hojas del MDT.

- Creación del mosaico (opción *Mosaic* → *Automatic Mosaicking*): una vez completados los pasos anteriores, se creó de manera automática el mosaico con las hojas MDT especificadas en formato .pix.

3.6.2. CONVERSIÓN A PROYECCIÓN WGS84

Para realizar el procesamiento de las imágenes radar, es necesario que los MDTs estén en el sistema de coordenadas WGS84. La transformación a WGS84 se realizó mediante el módulo Focus de Geomatica. En primer lugar se reproyectaron las imágenes al sistema WGS84 (coordenadas long/lat), mediante *Tools* → *Reproject*. Para finalizar, se guardaron los mosaicos en formato .tiff para que pudiesen ser fácilmente intercambiables.

3.7. PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES

Las imágenes originales Sentinel-1 descargadas en formato GRD contienen el dato de amplitud codificado en niveles digitales (ND) de 16 bits, tanto para la polarización VV como para la VH. El objetivo de este apartado es la transformación de las imágenes originales, mediante correcciones radiométricas, geométricas y topográficas, con el fin de obtener imágenes en unidades de coeficiente de retrodispersión (σ^0) para VV y VH y los ángulos de incidencia local (ϑ_{loc}).

Para establecer la secuencia de procesamiento se realizaron pruebas de los diferentes pasos a realizar con el software SNAP y un subset de una de las imágenes descargadas, con el fin de agilizar el proceso de prueba. Una vez decidido el proceso a aplicar éste se automatizó y se aplicó a todo el conjunto de imágenes descritas en la tabla 5.

SNAP (Sentinel Application Platform), es un software libre (licencia GNU GPL) que permite el procesamiento y análisis de imágenes adquiridas por los satélites Sentinel. Contiene 3 Toolboxes para las siguientes misiones: Sentinel-1, Sentinel-2 y Sentinel-3, ofreciendo una plataforma completa para su procesamiento. Entre las funciones básicas se encuentran herramientas para la exploración de diferentes componentes como bandas o máscaras, herramientas de navegación y la funcionalidad de obtener información de un píxel, así como algunas funciones básicas de representación.

Sentinel-1 Toolbox (S-1 TBX), permite procesar imágenes radar adquiridas por Sentinel-1 pero también por sensores europeos anteriores (ERS-1, -2 y Envisat/ASAR) y otros sensores radar de otros países (RADARSAT, ALOS/PALSAR, etc.). Incluye herramientas para procesar productos de nivel 1 como SLC y GRD. Estas herramientas se pueden utilizar desde su interfaz gráfica o desde una consola Python.

3.7.1. SUBSET PARA LA PRUEBA DE LA CADENA DE PROCESAMIENTO

En SNAP se abrió una de las imágenes descargadas correspondientes a la pasadas 103ASC (S1A_IW_GRDH_1SDV_20150901T180319_20150901T180344_007525_00A651_2545) y se hizo zoom sobre la Cuenca de Pamplona. Con la herramienta *Raster* → *Subset...* se hizo un subset de la zona visualizada en el zoom.

3.7.2. CADENA DE PROCESAMIENTO EN SNAP

Para determinar la cadena de procesamiento, se fueron probando de manera individual cada una de las herramientas de procesado, partiendo de la imagen original. En cada paso, se fueron creando imágenes intermedias que se utilizaron como fuente de la siguiente herramienta en la cadena.

3.7.2.1. CARGA DE LA IMAGEN

El primer paso consiste en cargar la imagen en el software SNAP mediante *File → Open File*. Con esta opción, SNAP lee los metadatos y aplica una transformación al vuelo para pasar la imagen de ND de 16 bits a unidades de amplitud (e intensidad) en números reales.

3.7.2.2. CORRECCIÓN DE LA ÓRBITA

Dentro de los metadatos se encuentran los vectores que proporcionan las órbitas de los productos radar. Generalmente, estos datos son sólo aproximados y pueden ser sustituidos por los ficheros que contienen las órbitas precisas reprocesadas, que están disponibles días o semanas tras la generación del producto. Esta opción es importante para garantizar una corrección geométrica precisa. Mediante la opción *Radar → Apply Orbit File*, se descargan de forma automática los ficheros de las órbitas. Dentro de *Orbit State Vectors*, se selecciona *Sentinel Precise (Auto Download)*, con un polinomio de grado 3.

3.7.2.3. ELIMINACIÓN DEL RUIDO TÉRMICO

Los detectores del sensor se ven ligeramente afectados por la emisión de los propios componentes del sensor debido a su temperatura. Este efecto afecta sobre todo a zonas con baja retrodispersión como masas de agua o asfalto, tanto en productos SLC como GRD. En los metadatos se incluye una estimación de este ruido y SNAP incluye un proceso para su corrección que se realiza mediante la opción *Radar → Radiometric → S-1 Thermal Noise Removal*. Se seleccionan las dos polarizaciones (VH y VV).

3.7.2.4. CALIBRACIÓN A β^0

Las imágenes de nivel 1 ya convertidas de ND a unidades de amplitud (e intensidad) deben ser transformadas a unidades de coeficiente de retrodispersión para poder interpretar los mecanismos de retrodispersión que ocurren en cada zona de la imagen y las características del terreno que los influyen. Esta transformación es también necesaria para hacer posible la comparación de imágenes adquiridas por el mismo sensor en diferentes fechas, como es el caso de este trabajo.

En esta fase se transforma la intensidad en el coeficiente de retrodispersión, mediante la utilización de la ecuación fundamental del radar. Se elige la transformación a θ^0 . Esta magnitud normaliza la sección equivalente radar según el área observada en la dirección del rango inclinado. Posteriormente θ^0 se puede transformar a σ^0 proyectando el área observada sobre el terreno utilizando para ello o bien el ángulo de incidencia elipsoidal (válido para zonas llanas) o el local (para zonas con relieve).

Esta herramienta se encuentra en *Radar* → *Radiometric* → *Calibrate*. Se seleccionan las dos polarizaciones y la opción *Output Beta0 Band*.

3.7.2.5. FILTRADO DE MOTEADO

Las imágenes radar se ven afectadas por un efecto llamado *Speckle* (moteado), inherente a este tipo de adquisición, que introduce variabilidad en los valores individuales de cada píxel, dando un aspecto de sal y pimienta, reduciendo la calidad radiométrica y dificultando su interpretación.

El filtro se aplica mediante *Radar* → *Speckle Filtering* → *Single Product Speckle Filter*. Se selecciona el filtro *Gamma Map 3x3* y las bandas *Beta0_VH* y *Beta0_VV*.

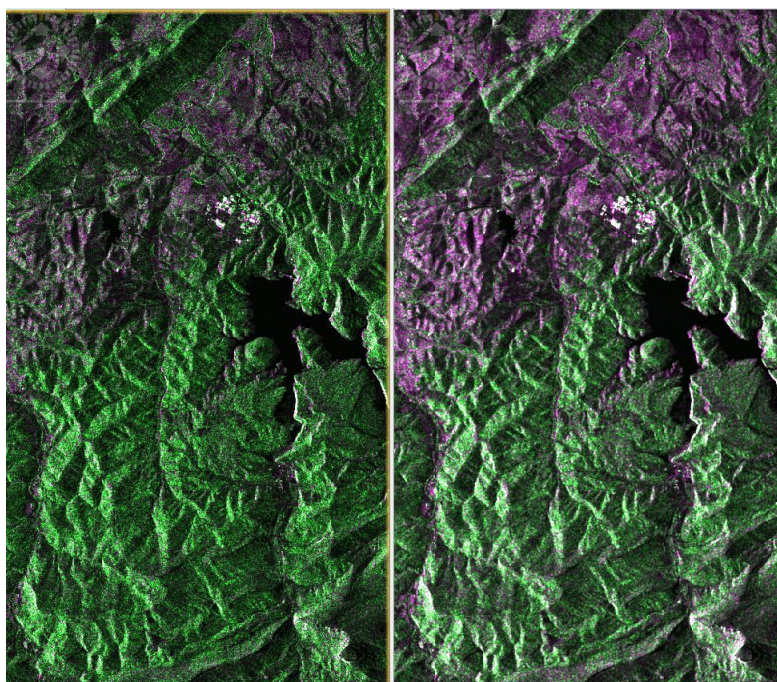


Figura 3. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen antes de filtrar el moteado (izquierda), e imagen con filtro de moteado Gamma Map 3x3 (derecha).

3.7.2.6. ORTORRECTIFICACIÓN

Las distancias en las imágenes radar pueden estar distorsionadas debido a los accidentes topográficos del terreno y la inclinación del sensor. En este paso se transforma la imagen a una proyección cartográfica precisa de manera que la representación geométrica de la imagen sea lo más similar a la realidad. La georreferenciación debe hacerse con modelos matemáticos rigurosos que tengan en cuenta la posición del sensor, la geometría de la adquisición y el relieve. Es necesario también proporcionar un modelo digital de elevaciones de resolución similar a la de la imagen a corregir.

El algoritmo elegido es *Range Doppler Terrain Correction Operator*. Resuelve matemáticamente las ecuaciones del rango y del efecto Doppler para obtener la posición precisa de cada punto de la imagen. Utiliza los vectores de las órbitas, los datos de tiempo de retardo, los parámetros de transformación de *Slant* a *Ground Range* y los datos del MDT.

Se accede al algoritmo mediante *Radar* → *Geometric* → *Terrain Correction* → *Range-Doppler Terrain Correction*. Dentro de este algoritmo, se seleccionan las bandas Beta0_VH y Beta0_VV, el MDT, la interpolación bilineal como método de remuestro del MDT y de la imagen, un espaciado de píxel de 20 m y la proyección UTM Zone 30N. Se selecciona también como banda de salida el ángulo de incidencia local.

Las coordenadas geográficas del MDT de entrada (latitud, longitud y altitud) deben estar referidas al elipsoide de referencia WGS84 y la altitud debe estar en metros.

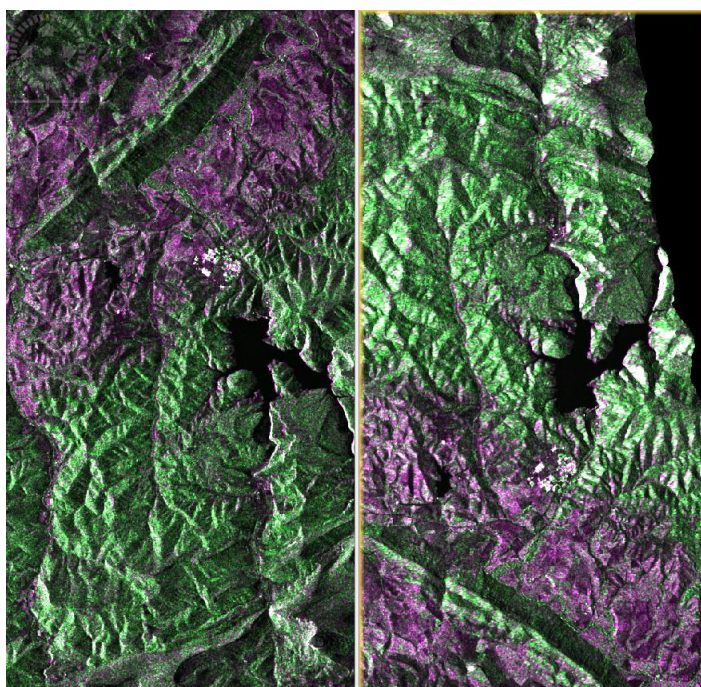


Figura 4. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen antes de realizar la ortorrectificación (izquierda), e imagen ortorrectificada a partir de MDT de 5 m (derecha).

3.7.2.7. CORRECCIÓN TOPOGRÁFICA

En zonas de relieve moderado se observan variaciones radiométricas debidas a la posición topográfica de los píxeles. La pendiente de los píxeles y su orientación respecto al sensor modifican el ángulo con el que el pulso radar incide sobre la superficie y cómo éste es retrodispersado. Para realizar la corrección topográfica, se ha de multiplicar cada banda por el ángulo de incidencia local, calculado a partir de la geometría de la observación y del MDT en el paso anterior:

$$\sigma^0 = \beta^0 * \sin \theta_{loc} \quad [1]$$

En SNAP, esta operación se realiza en *Raster* → *Band Maths*. Dentro del algoritmo, se introduce la ecuación, transformando a radianes el ángulo de incidencia local (ϑ_{loc}) para el cálculo del seno. Hay que realizar la operación por separado para cada banda. Los valores de σ^0 obtenidos han sido ya corregidos topográficamente, en ocasiones se suele utilizar el término σ^0_{LIA} (del inglés Local Incidence Angle) pero en adelante se utilizará σ^0 para simplificar el texto.

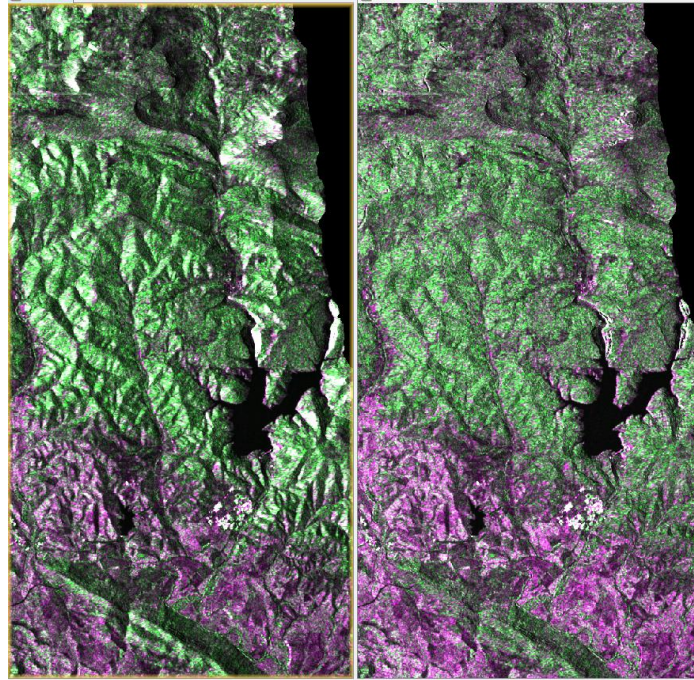


Figura 5. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen antes de corrección topográfica a partir de MDT de 5 m (izquierda), e imagen corregida topográficamente a partir de MDT de 5 m (derecha).

3.7.3. SELECCIÓN DEL MDT PARA LA ORTORRECTICACIÓN

Se realizó toda la cadena de procesado (apartado 3.7.2.) con el subset de la Cuenca de Pamplona y se testaron 4 MDTs diferentes dentro del algoritmo *Range-Doppler Terrain Correction*, con el objetivo de seleccionar el MDT con el que se consigue una mejor ortorrectificación y corrección topográfica.

El análisis se hizo de forma visual, sobre la imagen corregida topográficamente y con una composición en RGB ($R: \sigma_{VV}^0$, $G: \sigma_{VH}^0$, $B: \sigma_{VV}^0$).

Los MDTs que se testaron fueron los siguientes:

- MDT 5 m de resolución de la Cuenca de Pamplona creado a partir de las hojas del MTN50 del centro de descargas del Centro Nacional de información Geográfica.
- MDT 25 m de resolución de la Cuenca de Pamplona creado a partir de las hojas del MTN50 del centro de descargas del Centro Nacional de información Geográfica.
- MDT SRTM 1Sec HGT de 30 m de resolución, descargado directamente en el proceso de ortorrectificación.
- MDT SRTM 3Sec de 90 m de resolución, descargado directamente en el proceso de ortorrectificación.

A continuación, se muestra una figura con las imágenes corregidas con cada uno de los MDTs en una zona montañosa:

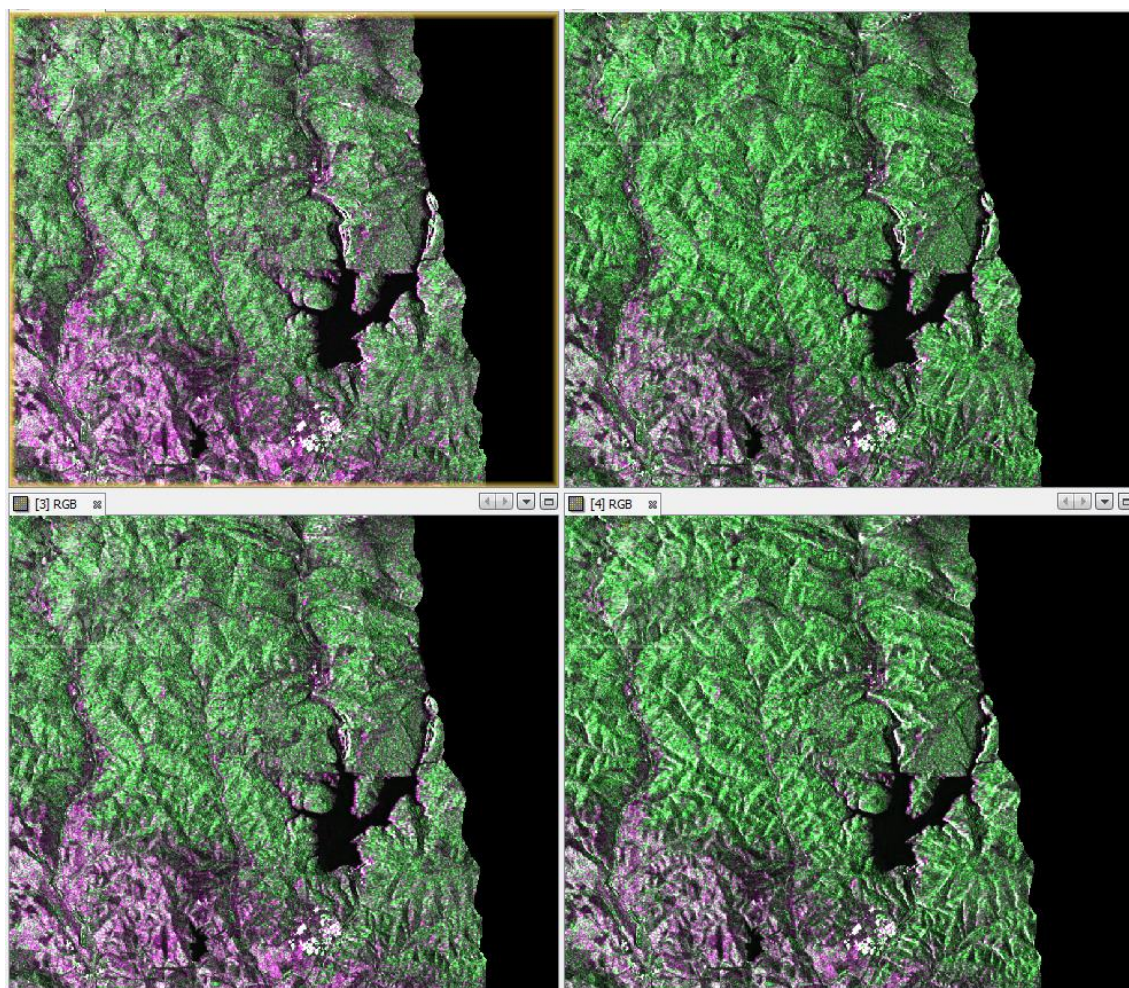


Figura 6. Zoom de la zona del pantano de Itoiz. Imagen corregida con MDT 5 m (arriba izquierda), imagen corregida con MDT 25 m (arriba derecha), imagen corregida con MDT SRTM 1SEC HGT (abajo izquierda) e imagen corregida con MDT SRTM 3SEC (abajo derecha).

Tal y como se observa en la figura 6, no se consigue corregir en su totalidad las distorsiones radiométricas causadas por el terreno en ninguno de los casos. Sin embargo, se ve como con el MDT de 5 m y el SRTM 1 SEC se consigue una mejor corrección que con los otros dos. Por ejemplo, el efecto de superposición no se logra corregir con ninguno de los MDTs, ya que se aprecian varias líneas de distorsión en los límites del pantano.

Como resultado del análisis visual, se determinó que el MDT con el que se consiguió una mejor corrección topográfica fue el MDT de 5 m, creado a partir de las hojas del MTN50. Por tanto, se construyó un mosaico de 5 m de resolución con todas las hojas de Navarra para utilizarlo en el procesado de todas las imágenes.

3.7.4. CREACIÓN DE UN GRÁFICO PARA AUTOMATIZAR EL PROCESADO

El software SNAP tiene una herramienta llamada Graph Builder que permite crear esquemas o modelos gráficos para encadenar una secuencia de procesos y así procesar de manera automática las imágenes radar. Los gráficos se pueden guardar en formato .xml para poder cargarlos a la interfaz en cualquier momento.

Los procesos a incluir se seleccionan a partir de una lista que contiene diferentes herramientas disponibles en SNAP, éstas se incorporan al modelo gráfico uniendo cada nodo con su origen y su destino. Es decir, a partir de una imagen origen se van añadiendo diferentes herramientas de procesamiento, y en cada una de estas opciones de procesamiento se debe indicar el paso anterior y posterior, finalizando con la opción “Write”, en donde se indica el directorio de salida donde debe guardarse la imagen procesada y el formato deseado.

Para la creación del esquema gráfico de procesamiento, se añadieron todas las herramientas descritas en el apartado 3.7.2., además de otras dos nuevas herramientas, necesarias para el procesamiento en cadena sin creación de imágenes intermedias:

- *Band Merge*: esta opción, añadida después de las herramientas *Band Math*, sirve para unir todas las capas en una misma imagen. (Capas θ_{VH}^0 , θ_{VV}^0 , ϑ_{loc} , σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0).
- *Band Select*: se utiliza para seleccionar las capas finales de la imagen corregida, una vez unidas con *Band Merge*. Se seleccionan ϑ_{loc} , σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 .

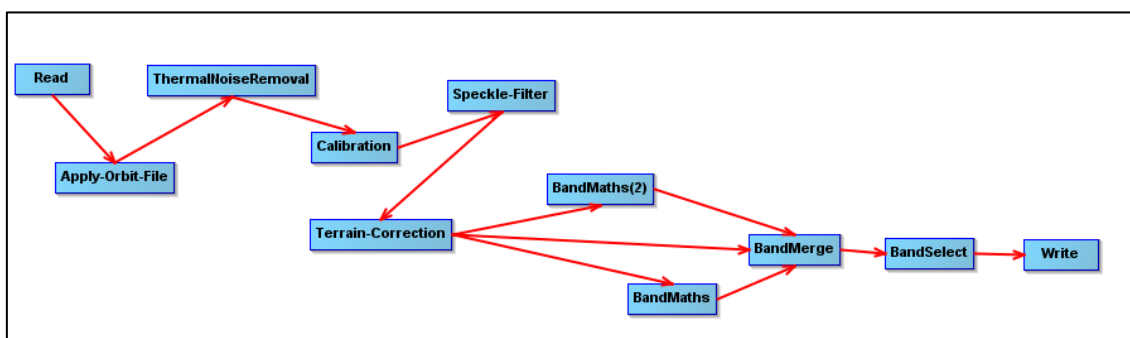


Figura 7. Esquema gráfico para el procesamiento de las imágenes Sentinel-1, construido con la herramienta Graph Builder.

3.7.5. PROCESAMIENTO POR LOTES

El procesamiento de todas las imágenes Sentinel-1 se realizó mediante la herramienta *Batch Processing*, guardando todas las imágenes procesadas en formato .tiff. Esta herramienta permite procesar imágenes por lotes a partir de un esquema gráfico previamente creado. Las imágenes Sentinel-1 se pueden cargar directamente desde el archivo comprimido en .zip. y se debe especificar el directorio y formato de salida de las imágenes.

3.8. CREACIÓN DE MOSAICOS DE NAVARRA A PARTIR DE LAS IMÁGENES SENTINEL-1 YA PROCESADAS

Una vez procesadas todas las imágenes, se unieron las imágenes Sentinel-1 norte y sur de cada fecha y cada pasada con el fin de crear un mosaico que abarque la máxima extensión posible de Navarra. Como ya se comentó, solo la pasada 103ASC cubre por completo Navarra. Las pasadas descendentes no ocupan toda la extensión del territorio navarro, tal como se observa en la figura 8. Algunas de las imágenes de la pasada 8DESC abarcaban todo el territorio posible de Navarra, por lo que no fue necesario realizar el mosaico en estos casos.

Ante la imposibilidad de realizar los mosaicos con el software SNAP, debido al gran tamaño de las imágenes, se optó por utilizar el software QGIS. QGIS es un Sistema de Información Geográfica (SIG) de Código Abierto bajo licencia GNU – General Public License. Permite el análisis y la edición de información espacial, además de la creación y exportación de mapas gráficos. Integra otros paquetes de código abierto, como son PostGIS, GRASS GIS y MapServer, además de la opción de escribir código en lenguaje Python o C++.

La unión de las imágenes se realizó con la herramienta *Ráster* → *Miscelánea* → *Combinar*. El proceso se realizó de forma manual para cada par de imágenes correspondientes a una fecha concreta. Cada mosaico fue nombrado con la fecha de adquisición y la pasada correspondiente. Por ejemplo, el mosaico creado a partir de las dos imágenes del 1 de septiembre de 2015 de la pasada 103ASC se nombró de la siguiente manera: 20150901_103ASC.

El ensamblaje de las imágenes en este Software provocó la pérdida de la nomenclatura de las tres bandas, pasando a llamarse band1, band2 y band3. La primera banda corresponde al ángulo de incidencia, la segunda banda a σ_{VH}^0 y la tercera σ_{VV}^0 .

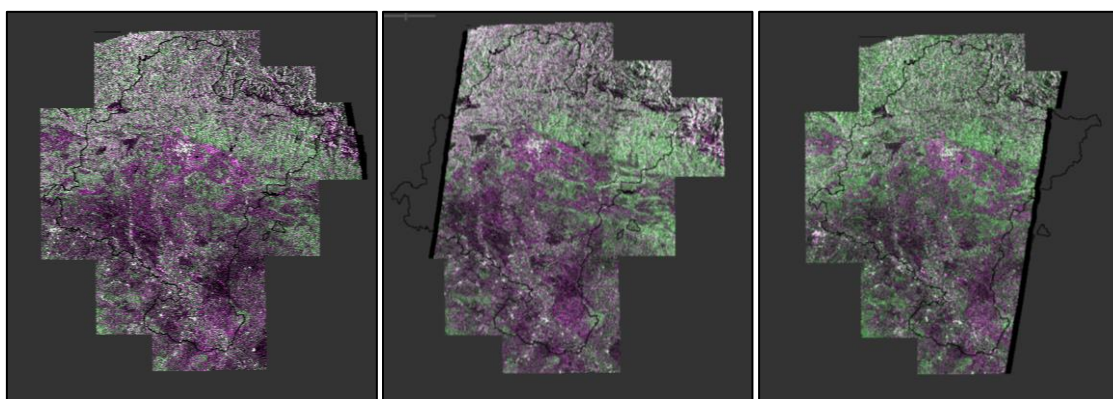


Figura 8. Visualización de un mosaico de cada pasada en composición RGB (R: σ_{VV}^0 , G: σ_{VH}^0 , B: σ_{VV}^0) junto con el contorno de Navarra en el navegador de SNAP. Pasada 103ASC (izquierda), pasada 8DESC (centro) y pasada 81DESC (derecha).

3.9. EXTRACCIÓN DE ESTADÍSTICAS DE PARCELAS AGRÍCOLAS

El objetivo de este apartado es la extracción de información estadística de cada una de las capas de cada imagen (ϑ_{loc} , σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0), para una serie de parcelas agrícolas de Navarra correspondientes a la base de datos de las inspecciones realizadas por el Gobierno de Navarra para la Política Agraria Común (PAC) en la campaña agrícola 2015-2016. A partir de este archivo se creó un nuevo fichero en el que se aplicó un buffer de 10 m de distancia a todas las parcelas, con el fin de evitar el efecto borde, importante a la hora de analizar la información de retrodispersión. Una vez aplicado el buffer, se calculó el nuevo área de cada una de las parcelas y se eliminaron las que tenían superficie nula.

Para extraer la información estadística de todos los mosaicos se utilizó la herramienta de QGIS *Estadísticas de zona* dentro de los *Geoalgoritmos* de QGIS. Para ejecutar esta herramienta es necesario tener una capa ráster cargada en el panel de capa (imagen radar) y la capa vectorial que se utiliza a modo de máscara (capa buffer de inspecciones). Solo funciona para una única

capa, por lo que el proceso se tuvo que repetir 3 veces por cada imagen. La nomenclatura de los archivos de estadísticas zonales es la misma que la de la imagen original, además de incluir un sufijo con el tipo de información (ANGLE, VH o VV).

Los archivos se generan en formato .shp e incluyen toda la información del fichero de inspecciones además de los atributos con las estadísticas de cada parcela, en la que incluyen los valores medios, máximos y mínimos de los píxeles, la mediana o el número de píxeles de cada recinto, entre otros estadísticos. Como valor representativo de cada parcela y fecha se utilizó la mediana, por ser esta menos susceptible a alteraciones debido a valores anómalos.

3.10. GENERACIÓN DE UN FICHERO ÚNICO CON LA INFORMACIÓN DE θ_{loc} , σ_{0VH} y σ_{0VV} DE TODAS LAS FECHAS

Después de crear todos los ficheros con las estadísticas zonales para cada banda y cada pasada, se creó un único fichero por pasada con la información del archivo de inspecciones y toda la información de la mediana de los píxeles de cada recinto para cada banda y para todas las fechas, además de la información del número de píxeles de cada parcela.

Este proceso también se realizó en QGIS, y para realizarlo, fue necesario tener abierto en el panel de capas el fichero buffer de inspecciones y todos los archivos .shp con las estadísticas zonales de una misma pasada. En *propiedades* → *uniones* de la capa buffer de inspecciones, se añadió toda la información descrita anteriormente. Es importante que todos los archivos cuenten con una columna que contenga un ID único e igual para cada recinto, ya que es necesario para realizar la correcta unión de las capas de estadísticos en el fichero buffer de inspecciones.

Una vez completado el proceso, se guardaron los tres ficheros de cada pasada en un nuevo archivo .shp. Después, el fichero se exportó a formato Excel para poder editar algunas características: se rellenaron con valores de 0 las columnas vacías de *pixel_count*, se editaron los nombres de algunos de los cultivos de interés, se filtró el fichero con las parcelas correspondientes a los cultivos de interés y se añadió una columna con un identificador para cada uno de los 15 cultivos. Finalmente, se guardó este fichero en formato .txt.

3.11. PROCESADO DE LOS DATOS

A partir de este apartado, por falta de tiempo, sólo se trabajó con los datos de la pasada ascendente (103ASC). El procesamiento de los datos, junto con la representación de las curvas temporales de retrodispersión y el cálculo de las separabilidades entre cultivos, se realizó de forma conjunta en dos scripts de R: uno para toda Navarra (Proceso_Navarra.R) y otro para las comarcas agrarias (Proceso_Comarcas.R). R es un lenguaje y entorno de programación enfocado al análisis estadístico y la representación de gráficos. Es un software libre que forma parte del sistema GNU y se distribuye bajo la licencia GNU GPL. El desarrollo de los scripts se efectuó mediante el software RStudio. Rstudio es un entorno de desarrollo integrado para R que está disponible tanto en ediciones de código abierto como comerciales.

En primer lugar, se leyó el archivo .txt con todos los datos y se calculó el ratio entre σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 . A continuación, se transformaron todos los datos de retrodispersión a decibelios (ecuación 2).

$$\sigma^0(dB) = 10 * \log_{10} \sigma^0 \quad [2]$$

Después, se filtraron las parcelas con un número mayor de 5 píxeles y se eliminaron los valores perdidos. Se calculó el número de parcelas de cada cultivo correspondientes a cada comarca (tabla 7), ya que esta información es muy útil a la hora de interpretar los resultados y por último, se calculó un vector que contiene las fechas de las imágenes en formato de días, tomando como referencia el 1 de septiembre de 2015.

Tabla 6. Número de parcelas por cultivo y comarca tras realizar el filtro de parcelas con más de 5 píxeles

Cultivo	Número de comarca						
	1	2	3	4	5	6	7
Alfalfa	7	2	7	8	14	22	213
Arroz	0	0	0	0	0	14	47
Avena	8	35	41	87	33	24	2
Barbecho	7	10	16	79	126	76	191
Barbecho trad	1	12	8	44	110	155	1309
Cebada	1	79	145	527	587	331	615
Colza	5	10	47	62	94	2	0
Girasol	1	8	31	7	26	13	19
Guisantes	0	7	43	70	53	26	21
Habas	2	14	51	43	34	1	0
Maiz	106	7	17	2	139	119	140
Pasto	29	31	1	6	19	0	0
Raygras	78	20	2	27	8	7	13
Trigo Blando	11	143	188	564	586	205	717
Veza	0	6	6	37	59	7	7

3.12. REPRESENTACIÓN DE LAS CURVAS TEMPORALES DE RETRODISPERSIÓN

En este apartado se crearon varias gráficas con las curvas temporales de cada cultivo y cada índice por separado, para todo Navarra y para cada comarca agraria de forma individual. Se utilizó la librería ggplot2 para construir las gráficas y se exportaron individualmente en formato .png.

Para la construcción de las curvas se calculó la media de los datos de cada fecha para cada parcela, además de los cuartiles Q1 y Q3. Los cuartiles dividen la función de distribución de los datos en cuatro partes, cada una de las cuales contiene el 25% de los datos. Q1 corresponde al cuantil 0.25 y Q3 al cuantil 0.75. Los datos de retrodispersión en dB se colocaron en el eje y, mientras que en el eje x se colocaron los datos de los días correspondientes al año agrícola.

En el script de Navarra se exportaron también tres subsets con los datos de retrodispersión para cada índice (σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$). Estos ficheros en formato .txt son utilizados en la parte de clasificación.

3.13. CÁLCULO DE LAS SEPARABILIDADES ENTRE CULTIVOS

La separabilidad es la medida de diferencia entre dos clases que se observan en una banda particular. En este caso, las separabilidades se calcularon entre parejas de cultivo para cada fecha, mediante la ecuación de distancia de Jeffries-Matusita (JM) (ecuación 3), que no presupone una función de distribución normal de los datos.

$$J_{ij} = \left\{ \int \left[\sqrt{p(x|\omega_i)} - \sqrt{p(x|\omega_j)} \right]^2 dx \right\} \quad [3]$$

Donde, J_{ij} es la distancia JM entre un par de clases ω_i y ω_j , x se refiere a la característica observada (coeficiente de retrodispersión), y $p(x|\omega_i)$ y $p(x|\omega_j)$ son las funciones de probabilidad para x dado ω_i y ω_j , respectivamente.

La distancia JM puede tomar valores entre 0 y 2. Valores por debajo de 1 corresponden a bajas separabilidades, entre 1 y 1.5 representan separabilidades intermedias y por encima de 1.5 son altas separabilidades.

En los scripts, la distancia se calcula a partir de la función definida en el script Distancia.R. Este script calcula las separabilidades entre cada clase y cada banda, exporto los resultados en tantas matrices como bandas existan. En Distancia.R, los datos de separabilidades entre cultivos para cada fecha se guardaron en una tabla con cuatro columnas (fecha, cultivo1, cultivo2 y distancia).

Después de calcular las separabilidades entre cultivos para cada fecha, se almacenaron en dos matrices diferentes las separabilidades medias entre todas las fechas para cada par de cultivos y las separabilidades máximas también entre pares de cultivos, exportándose en formato .txt. Además, se creó para cada matriz de separabilidades máximas y mínimas, un mapa de calor o heatmap que se exportó a .png, con el fin de facilitar la visualización de los resultados.

3.14. CLASIFICACIÓN

Para realizar la clasificación de los cultivos, se crearon cuatro scripts de R: Clasificacion_Navarra.R, Clasificacion_Comarcas.R, Clasificacion_Navarra_Asignacion_Global.R y Clasificacion_Comarcas_Asignacion_Global.R. Todos los scripts utilizan como inputs las tablas exportadas que se mencionaron en el apartado 12. En los dos primeros scripts, es necesario indicar con qué índice se desea trabajar, por lo que hay que cambiarlo de forma manual, mientras que en los dos últimos se realiza de manera automática. El resto del proceso es automático. Los dos primeros scripts realizan por separado la clasificación de las parcelas para cada uno de los índices estudiados (σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$), mientras que los dos últimos calculan el valor del clasificador para cada índice y después realizan una media de los tres valores (asignación global).

En primer lugar, se crearon los datasets de entrenamiento y test. El dataset de entrenamiento contiene 2/3 del total de parcelas de la muestra inicial, y el dataset de test 1/3. El reparto de

las parcelas de cada cultivo se hizo de manera proporcional, de manera que fue necesario prescindir en algunas comarcas agrarias de aquellos cultivos que tenían menos de tres parcelas. A partir de los datos de entrenamiento se construyeron las curvas temporales medias de retrodispersión de cada cultivo. Cada parcela de test fue comparada mediante tres clasificadores distintos con cada una de las curvas medias. Los clasificadores utilizados son:

- Índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE): es un estadístico normalizado (ecuación 4) que determina la magnitud relativa de la varianza residual de los datos observados comparados con la varianza de los datos simulados (Nash and Sutcliffe, 1970).

$$NSE = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y^{mean})^2} \right) \quad [4]$$

Donde, Y^{obs} es el valor de la observación en el tiempo t , Y^{sim} es el valor del dataset de simulación en el tiempo t e Y^{mean} es la media de los valores observados. Los valores del índice de Nash-Sutcliffe pueden variar desde $-\infty$ hasta 1, de tal manera que cuanto más próximo sea el resultado a 1, mejor se ajusta el modelo a la realidad.

- Coeficiente de determinación (R^2): en regresión lineal, es el cuadrado del coeficiente de correlación de Pearson. Este coeficiente es una medida de la relación lineal entre dos variables aleatorias (ecuación 5).

$$R^2 = \frac{\sigma_{XY}^2}{\sigma_X^2 \sigma_Y^2} \quad [5]$$

Donde, σ_{XY} es la covarianza de XY , σ_X es la desviación típica de la variable X y σ_Y es la desviación típica de la variable Y . El valor de R varía en el intervalo $[-1,1]$, indicando el signo el sentido de la relación. Cuanto más cerca esté el valor de 1 o -1, mayor correlación habrá.

- Error cuadrático medio (RMSE): mide el promedio de los errores al cuadrado entre el modelo y las observaciones (ecuación 6).

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2 \quad [6]$$

Donde, Y^{mean} es el vector de valores simulados e Y es el vector de valores observados. Cuanto menor sea el valor del error, mejor ajuste entre los valores observados y los simulados.

Para cada parcela se almacenó en una tabla el valor de cada uno de estos clasificadores respecto a las curvas medias de cada cultivo, seleccionando finalmente los identificadores de los cultivos que maximizan los clasificadores NSE y R^2 , y el que minimiza RMSE. Estos tres identificadores, junto con el identificador del cultivo real de la parcela, se guardaron en un vector y se añadieron a la tabla de clasificación.

Tras el cálculo de los resultados se construyeron las matrices de confusión de cada clasificador. En las columnas se muestran los cultivos de referencia y en las filas, los cultivos resultantes de la clasificación. En la diagonal se encuentran las parcelas bien clasificadas. El sumatorio de los valores de cada columna indica el número total de parcelas de ese cultivo. Estas matrices se exportaron a formato .txt, y después se modificaron en Excel para calcular la fiabilidad global del cultivo u Overall Accuracy (OA), que es el porcentaje de parcelas correctamente clasificadas respecto al total de parcelas.

En los scripts, también se calcularon otras dos medidas de exactitud para cada índice: la Fiabilidad del Productor o Producer's Accuracy (PA) y la Fiabilidad del Usuario o User's Accuracy (UA). La primera medida representa la probabilidad de que las parcelas de test de un determinado cultivo (verdad campo), realmente correspondan a ese cultivo tras el resultado de la clasificación, mientras que la segunda medida indica la probabilidad de que las parcelas clasificadas como un determinado cultivo, representen ese cultivo en la realidad. Estas dos medidas se colocaron en tablas para crear Heatmaps que se exportaron a ficheros .png.

4. RESULTADOS

4.1. CURVAS TEMPORALES DE RETRODISPERSIÓN

En este apartado se muestran algunas de las curvas temporales de retrodispersión para los distintos cultivos. En total, existen tres curvas temporales (para σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$) por comarca y cultivo. Las curvas que no se muestran en el apartado de resultados se encuentran en el anexo 2.

4.1.1. CEREALES

A continuación, en las figuras 9, 10 y 11, se muestran las curvas temporales de retrodispersión para la avena, la cebada y el trigo.

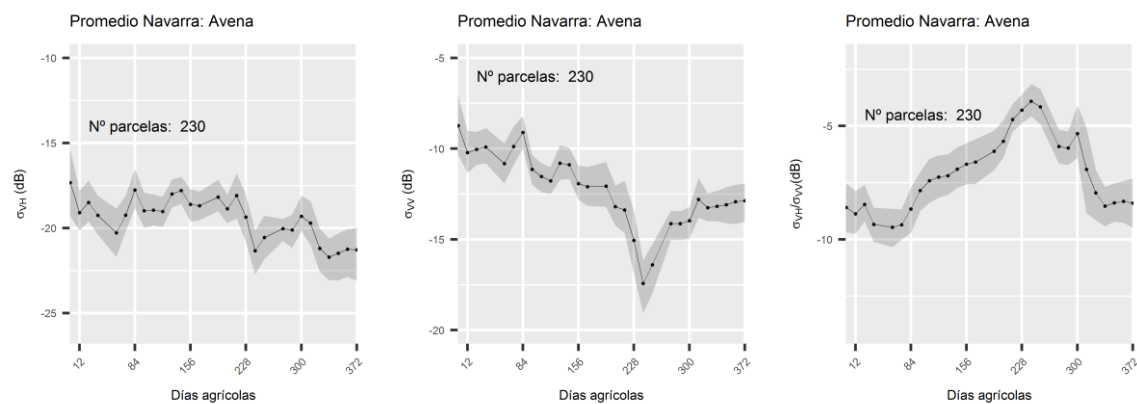


Figura 9. Curvas temporales de retrodispersión de la avena en Navarra: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

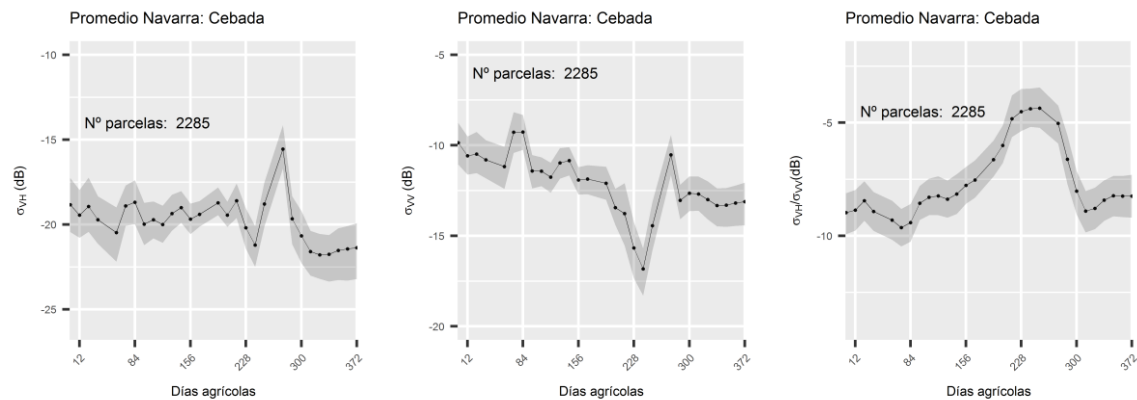


Figura 10. Curvas temporales de retrodispersión de la cebada en Navarra: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

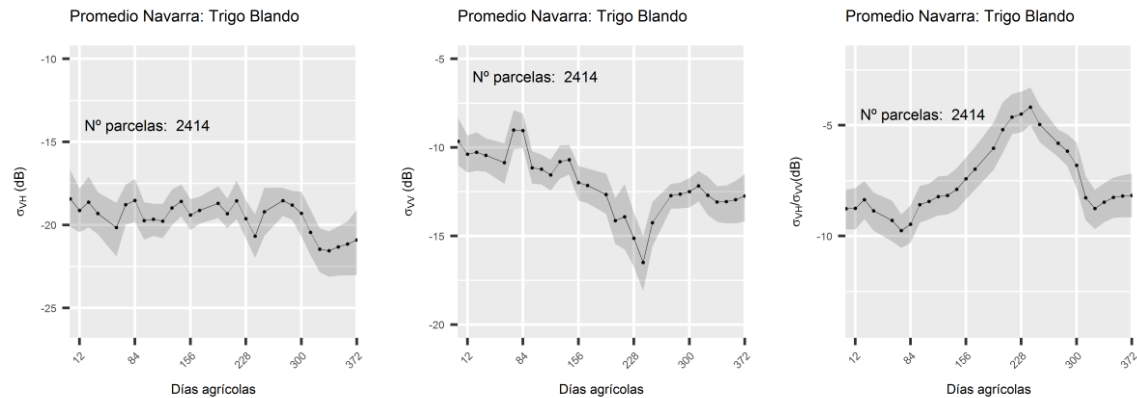


Figura 11. Curvas temporales de retrodispersión del trigo en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

En las dos polarizaciones y el ratio se puede observar, para los tres cultivos, que a finales de septiembre (d24) se produce un pequeño pico de incremento en la retrodispersión. Esta fecha coincide con la época de laboreo del suelo previo a la siembra. Estos valores tienen un pico más bajo justo en la época de siembra (d60), a finales de octubre. Previo a la siembra se realizan labores ligeras que dejan el suelo mullido y esto contribuye a la atenuación de la retrodispersión.

Durante los primeros meses de desarrollo (otoño-invierno), el desarrollo de los tres cultivos se produce de manera muy lenta y se alternan diferentes picos en σ_{vh}^0 y σ_{vv}^0 que no siguen un patrón homogéneo. Esto se debe a que los fenómenos de retrodispersión están dominados por las variaciones en la humedad superficial del suelo por las precipitaciones que suelen ser frecuentes en esta época del año.

Durante la etapa de encañado, aproximadamente en el mes de abril (d216-d240), se produce un pequeño decrecimiento de σ_{vh}^0 . Esta disminución es muy acusada en σ_{vv}^0 , especialmente en el cultivo de avena. Esto se debe a que la polarización VV está dominada por la retrodispersión de superficie que se ve atenuada por la estructura vertical de los tallos de los cereales en esta etapa. Después, se van sucediendo las etapas de espigado y llenado de grano durante mayo y junio (d240-d300), en donde se produce un aumento σ_{vh}^0 y σ_{vv}^0 , llegando a alcanzar un pico máximo que coincide con la senescencia de los cultivos. En cebada, el pico de retrodispersión ocurre antes que en trigo y avena, lo que revela una maduración más temprana. Además, los picos son mucho más pronunciados en la cebada, lo que puede deberse a la disposición de las espigas de la cebada, que se inclinan, mientras que en trigo y avena se mantienen más verticales. Cuando comienza la senescencia, disminuyen ambos coeficientes de retrodispersión hasta la fecha de recolección, en donde se mantienen relativamente estables.

El comportamiento del ratio es positivo al desarrollo de la vegetación durante toda la etapa de crecimiento hasta alcanzar la senescencia en los tres cultivos. Una vez que pasa esta etapa y se produce la senescencia, el ratio disminuye hasta estabilizarse tras la recolección. Cabe mencionar que en la curva de la avena, durante la senescencia, cuando ya han bajado los valores, se produce un pequeño aumento de retrodispersión antes de la recolección (esto se observa en todas las comarcas menos en la 6).

El comportamiento del arroz es muy similar entre las dos comarcas en las que se cultiva, por lo que se analizarán los datos generales (figura 12).

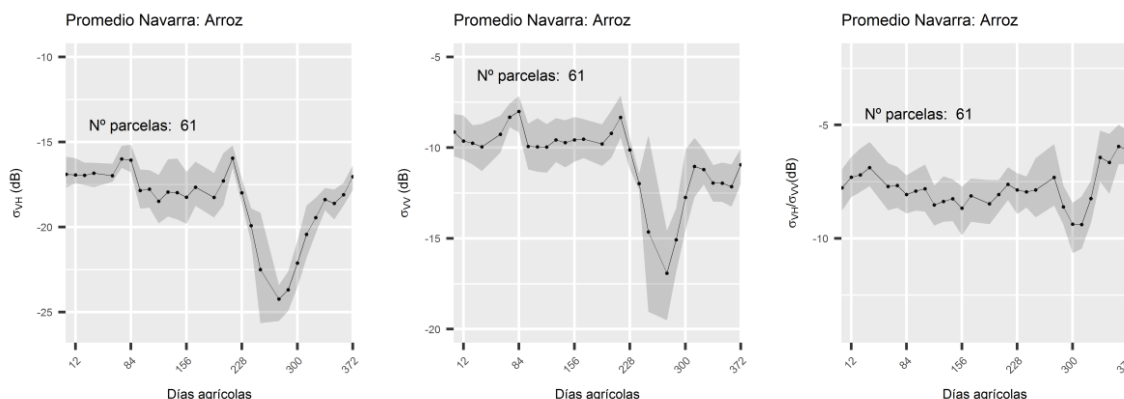


Figura 12. Curvas temporales de retrodispersión del arroz en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

Tanto σ_{vh}^0 como σ_{vv}^0 se comportan de forma muy parecida durante el crecimiento del cultivo. Antes de realizar la siembra, cuando el suelo está desnudo, se producen más variaciones en σ_{vh}^0 que en σ_{vv}^0 . A comienzos de abril se produce un pico máximo que puede coincidir con la fecha de laboreo. Después, el coeficiente baja drásticamente en ambas polarizaciones hasta llegar al pico más bajo a primeros de junio. Estos cambios se deben a que las parcelas se inundan y el cultivo no se ha desarrollado lo suficiente, de forma que domina la retrodispersión especular. A partir de junio, σ_{vh}^0 y σ_{vv}^0 aumentan a medida que el cultivo va desarrollándose, hasta el fin del periodo de estudio. El ciclo del arroz continuaría hasta octubre. Por último, el ratio no decrece hasta mediados de junio, alcanzando su pico mínimo en julio. A partir de esta fecha responde de manera positiva al crecimiento del cultivo.

El maíz se cultiva de diferentes formas, tal como se comentó en la introducción: en secano en la comarca Noroccidental y en regadío en las comarcas de Navarra Media y en la Ribera. A continuación se describirán las características de la retrodispersión de estos dos sistemas por separado, ya que las curvas temporales varían ligeramente. Como ejemplo, se mostrarán las curvas de la comarca Noroccidental (figura 13) y de la comarca de la Ribera Baja (figura 14).

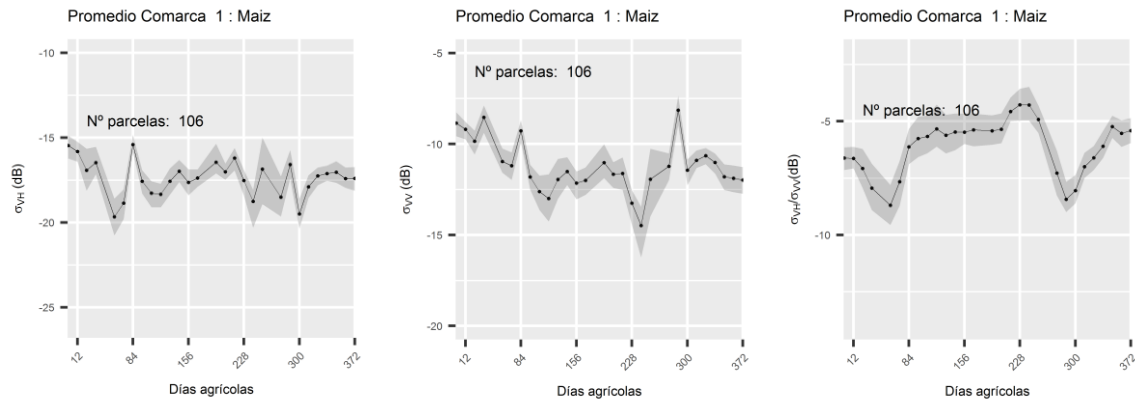


Figura 13. Curvas temporales de retrodispersión del maíz en la comarca 1: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

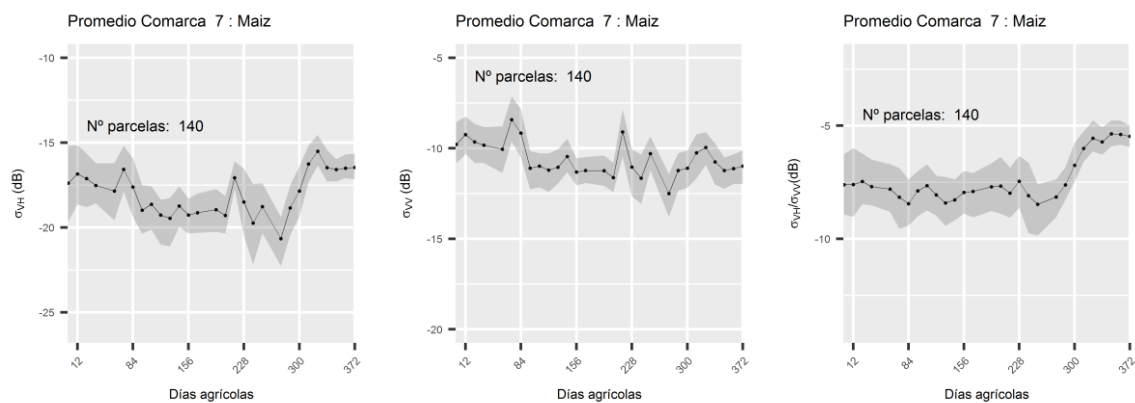


Figura 14. Curvas temporales de retrodispersión del maíz en la comarca 7: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

Los periodos de laboreo del cultivo pueden llevarse a cabo desde meses antes a la siembra, que se realiza en abril. En esta época, se suceden diversos picos de retrodispersión en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 debido a que el suelo está desnudo, tal como ocurre con el resto de cultivos. A mediados de abril se produce un pico alto en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 en las comarcas de regadío, mientras que en secano solo se aprecia en σ_{VH}^0 . Esto coincide con las fechas de siembra, en las que el suelo se ha preparado en hileras para realizar la correcta implantación del cultivo, provocando un aumento de la retrodispersión por la rugosidad.

A partir de la siembra, σ_{VH}^0 en ambas comarcas desciende y aumenta sucesivamente hasta que alcanza un pico mínimo a finales de junio. En estos momentos el cultivo todavía se encuentra en una fase de crecimiento inicial en donde no llega a cubrir toda la superficie, por lo que esta retrodispersión sigue dependiendo del estado del suelo. En σ_{VV}^0 y en secano, se produce un descenso muy acusado de la retrodispersión tras la siembra, cosa que en regadío no ocurre.

A partir de julio en σ_{VH}^0 en los dos sistemas de cultivo y en σ_{VV}^0 para regadío, la retrodispersión aumenta a medida que el cultivo se desarrolla, llegando a estabilizarse durante agosto. La respuesta en σ_{VV}^0 para las parcelas en secano es algo diferente, ya que de nuevo se produce un pico muy acusado (esta vez positivo), después de los valores bajos que habían ocurrido previamente. La retrodispersión después baja y se mantiene más o menos estable.

Debido a estas diferencias entre ambas comarcas, la curva del ratio es diferente y revela un calendario distinto y un periodo de crecimiento más lento en los secanos (entre d84 y d 228) y los regadíos (d240-d360). A partir del momento en que el ratio alcanza el máximo el cultivo se empieza a secar y se produce una bajada (apreciable únicamente en secano porque el periodo de adquisición de imágenes no cubre todo el ciclo del regadío).

4.1.2. LEGUMINOSAS

El guisante es un cultivo que tiene una cubierta de pequeño porte pero de estructura heterogénea y produce, principalmente, retrodispersión de volumen. Las curvas de las distintas comarcas muestran un comportamiento muy parecido, a excepción de las curvas de la Ribera Baja, que son completamente diferentes. La causa de estas diferencias se debe a que en la Ribera Baja se cultiva guisante de verdeo, cuyas siembras son mucho más tardías, y cosechándose en mayo cuando todavía no están los guisantes maduros. En el resto de comarcas se puede deducir que se cultiva guisante proteaginoso, el cual es sembrado en otoño y cosechado en junio.

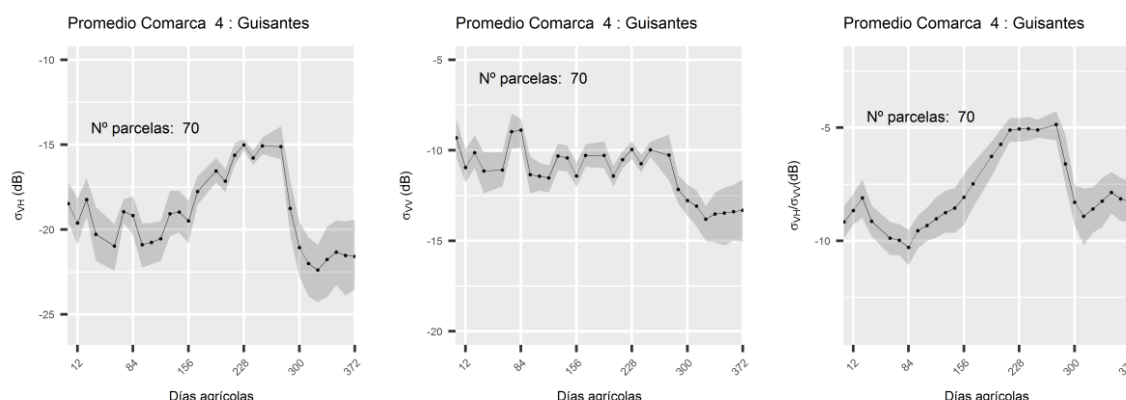


Figura 15. Curvas temporales de retrodispersión del guisante en la comarca 4: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

Tal como se aprecia en la figura 15, en σ_{VH}^0 , se aprecia un aumento de la retrodispersión a partir de los meses de noviembre-diciembre, debido al crecimiento del cultivo. El aumento es progresivo, con algunos picos, hasta el mes de mayo. A partir de este mes se produce la senescencia del cultivo y la retrodispersión disminuye hasta finales de junio y comienzos de julio, en donde se cosecha el cultivo. En σ_{VV}^0 , la respuesta al crecimiento del cultivo no es muy clara, aunque si se produce un descenso de la retrodispersión en el periodo de senescencia. La curva del ratio responde positivamente al crecimiento vegetativo del cultivo hasta senescencia, como ya ocurría en los cereales.

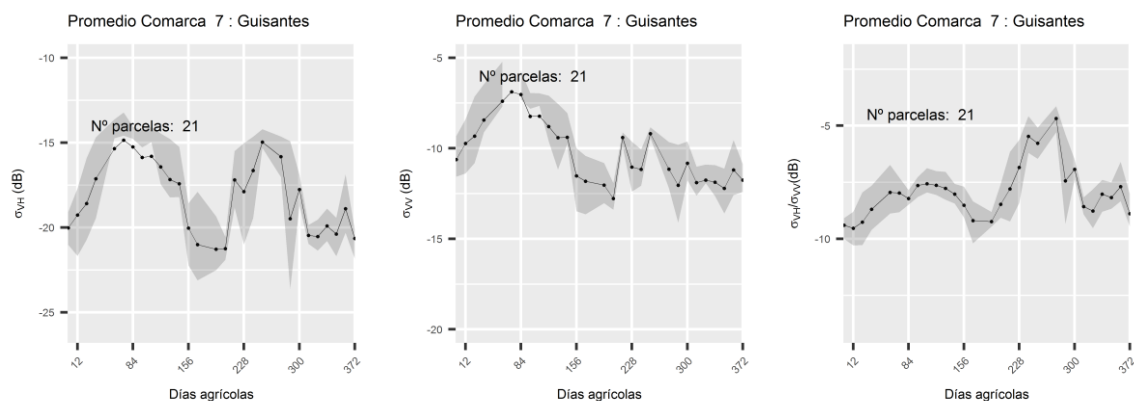


Figura 16. Curvas temporales de retrodispersión del guisante en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

En cuanto a la Ribera Baja, en los meses de otoño e invierno se aprecia un comportamiento de la retrodispersión que puede ser debido a la existencia de otros cultivos previos. En σ_{vh}^0 se produce un aumento de la retrodispersión muy evidente en marzo, que coincide con las fechas de siembra del guisante de verdeo. Este ciclo es mucho más corto y la retrodispersión baja en el mes de junio, indicando que se ha cosechado. La curva del ratio sigue un patrón parecido durante el desarrollo del cultivo.

En cuanto al cultivo de habas, as habas proteaginosas se siembran y cosechan en la misma fecha que los guisantes, y las de verdeo se siembran también en otoño y se cosechan un mes antes, en mayo. Las curvas de las habas son muy parecidas a las de los guisantes proteaginosos.

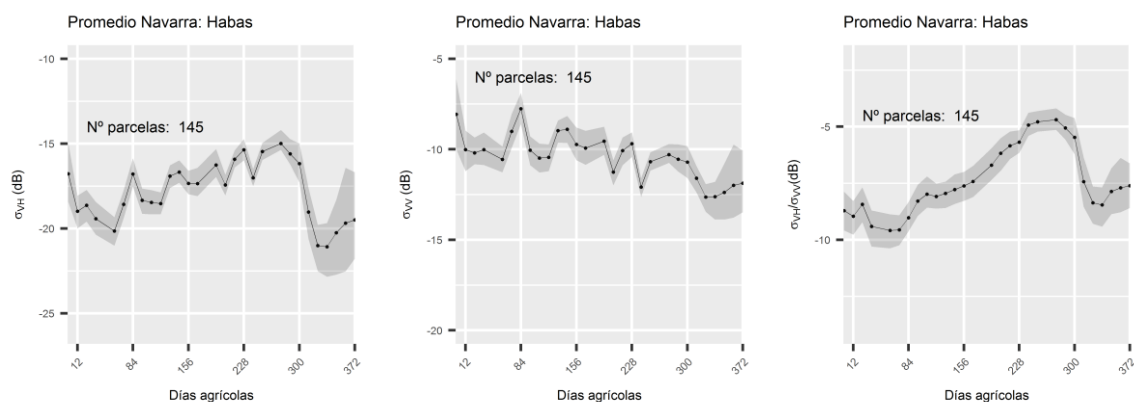


Figura 17. Curvas temporales de retrodispersión de las habas en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecho)

La veza, que se cultiva principalmente en las comarcas de Tierra Estella y Navarra Media, tiene una estructura bastante heterogénea. Las curvas en σ_{vh}^0 muestran una respuesta positiva al desarrollo del cultivo a partir de febrero, y disminuyen mucho los valores a partir de julio, momento en el que pueden haberse cosechado todas las parcelas. En σ_{vv}^0 no hay un patrón claro y en el ratio se observa de nuevo una respuesta positiva al crecimiento del cultivo y una disminución de los valores cuando empieza la senescencia.

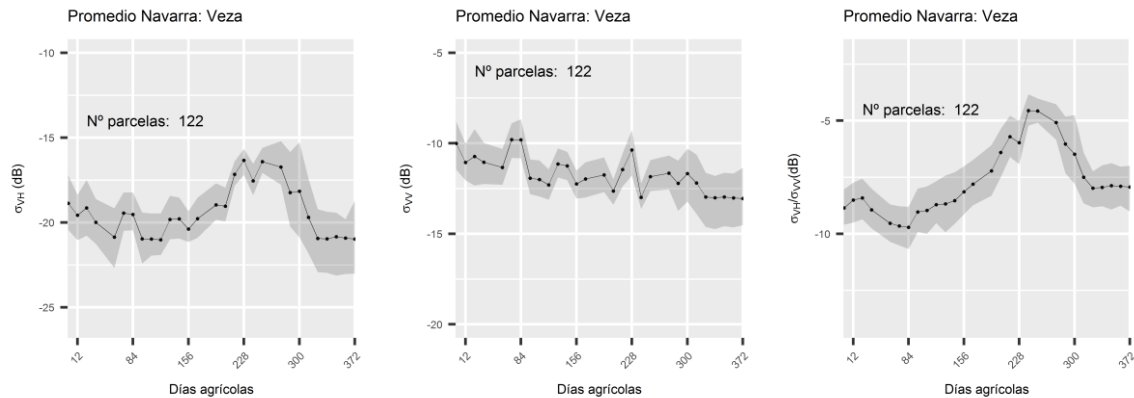


Figura 18. Curvas temporales de retrodispersión de la veza en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

4.1.3. OLEAGINOSAS

El comportamiento de la colza en las diferentes comarcas es similar, por lo que se muestran las curvas generales (figura 19).

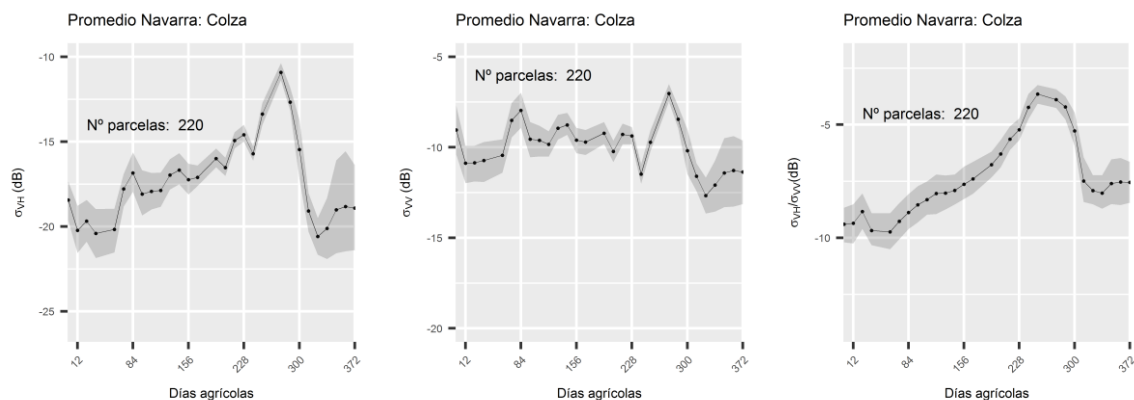


Figura 19. Curvas temporales de retrodispersión de la colza en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

La siembra de este cultivo se realiza a finales de septiembre, con lo que el ciclo comienza un poco antes que en los cereales de invierno. σ_{vh}^0 responde de forma positiva al desarrollo del cultivo prácticamente desde que se implanta, a diferencia de los cereales en donde el aumento de la retrodispersión ocurría ya a partir de marzo-abril. En este caso, la estructura de la planta es diferente, alcanzando un porte mayor y teniendo una disposición más aleatoria (arbustiva), lo que provoca que se produzca retrodispersión de volumen. A finales de abril, se produce una pequeña bajada en ambas polarizaciones, coincidiendo con la caída de pétalos. A partir de esta fecha comienza el desarrollo del grano y la retrodispersión aumenta bruscamente hasta junio. Después se produce la senescencia del cultivo, de manera que la retrodispersión baja hasta que se cosecha el cultivo en julio.

La dinámica del ratio es similar a la de los cereales, respondiendo positivamente al desarrollo del cultivo hasta la senescencia. En este caso, se aprecia la respuesta desde que emerge el cultivo, unas semanas después de la siembra.

En relación al girasol, la siembra se realiza entre abril y mayo, por lo que hasta esta fecha ($\sim d240$) las variaciones en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 responden a labores de preparación del suelo o cambios de humedad (esto último especialmente en las comarcas más húmedas como la III). Tanto σ_{VH}^0 como σ_{VV}^0 aumentan a partir de mayo, debido a la estructura de la planta que produce retrodispersión de volumen y dobles rebotes. Se muestran dos curvas diferentes, una correspondiente a la Cuenca de Pamplona (figura 20) y otra la Ribera Baja (figura 21), donde se aprecia la caída de la retrodispersión a finales del periodo de crecimiento (agosto-septiembre) en la Cuenca de Pamplona, mientras que en la Ribera Baja la retrodispersión disminuye en menor medida. Esto puede indicar un retraso en la senescencia de girasol en las parcelas de la Ribera Baja. El patrón de la Ribera Baja también se aprecia en la Ribera Alta, mientras que en el resto de comarcas se puede apreciar el proceso de senescencia durante las últimas fechas. En cuanto al ratio, el aumento es mucho más acusado en las comarcas en las que se alcanza la senescencia antes y se observa en agosto (d330) un máximo que coincide con el inicio de la senescencia.

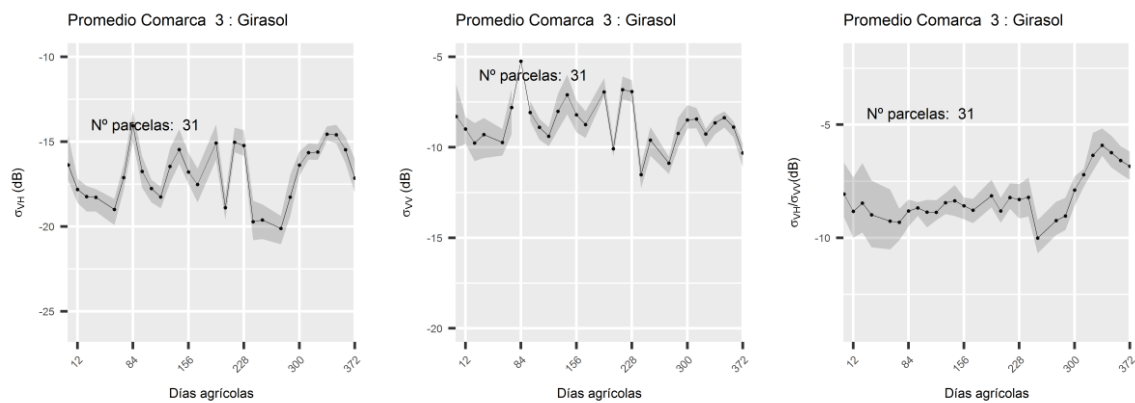


Figura 20. Curvas temporales de retrodispersión del girasol en la comarca 3: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

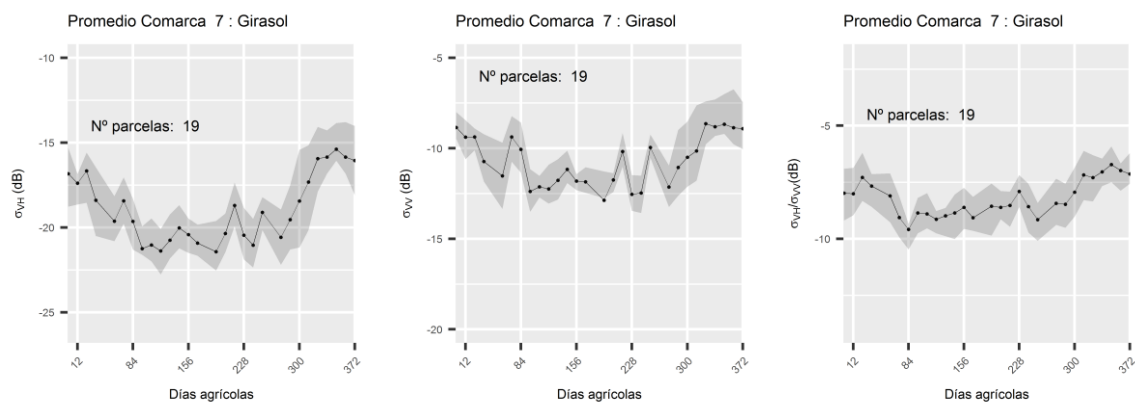


Figura 21. Curvas temporales de retrodispersión del girasol para en la comarca 7: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

4.1.4. FORRAJES

El hecho de que el cultivo de alfalfa se pueda sembrar en diferentes épocas (septiembre o primavera) y de que a lo largo de su ciclo se realicen varios cortes, hace que las curvas entre comarcas (e incluso entre parcelas de una misma comarca) sean heterogéneas, sin mostrar un patrón claro de crecimiento. Además, a excepción de las dos comarcas de la Ribera, el número de parcelas de alfalfa en el resto de comarcas es muy pequeño. Las curvas en las dos comarcas de la Ribera son similares.

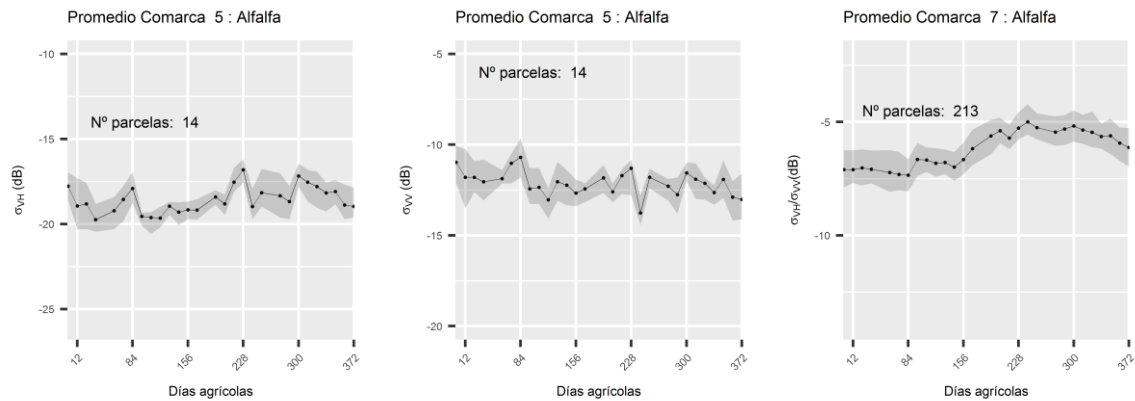


Figura 22. Curvas temporales de retrodispersión de la alfalfa en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

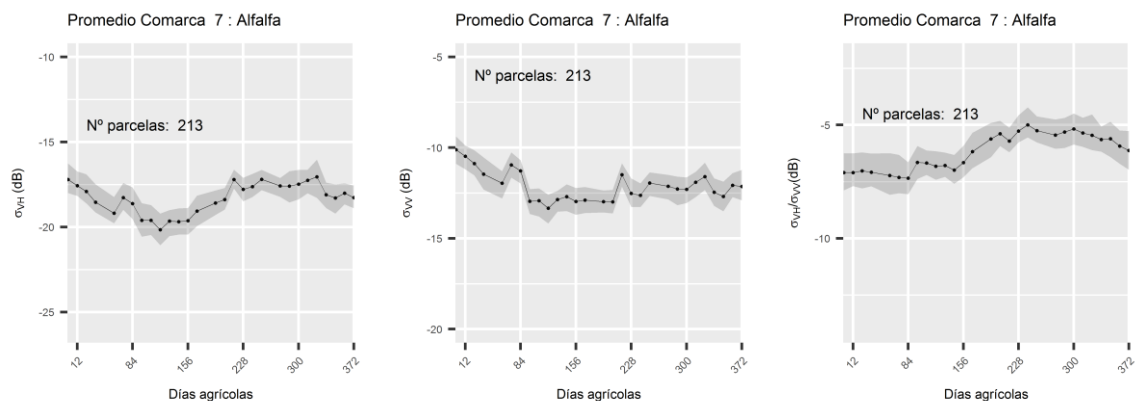


Figura 23. Curvas temporales de retrodispersión de la alfalfa para en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

Las curvas de retrodispersión de los pastos son muy heterogéneas y tampoco siguen un patrón en ninguna de las polarizaciones. Los pastos son cubiertas permanentes y pueden estar compuestos de diferentes especies, además de recibir distinto manejo (pastoreo, siegas, etc.), por lo que cabe esperar estos resultados.

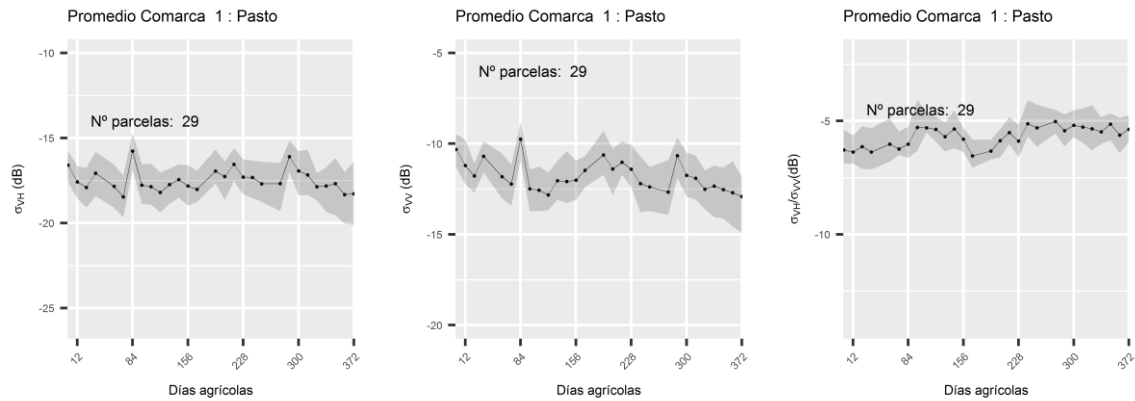


Figura 24. Curvas temporales de retrodispersión de los pastos en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

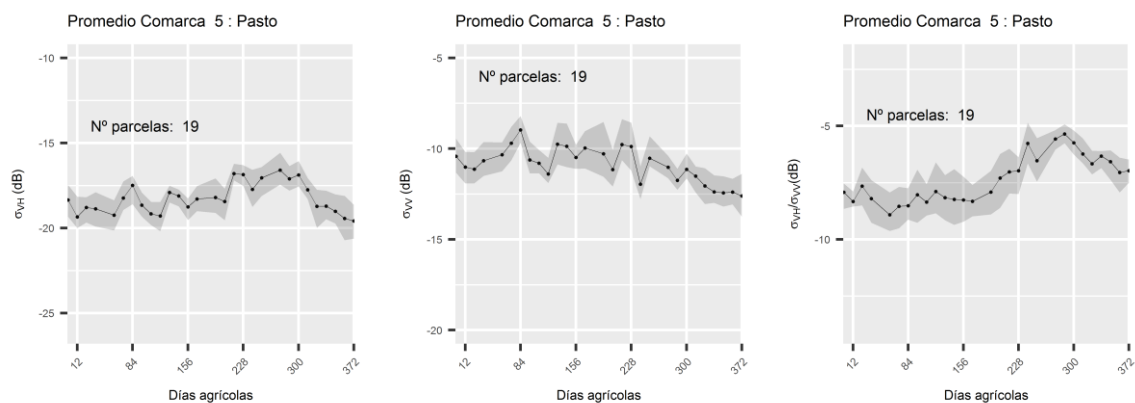


Figura 25. Curvas temporales de retrodispersión de los pastos en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

En cuanto al raygras, la mayor parte de las parcelas se encuentran en la comarca nordoccidental, de tal manera que las curvas generales presentan un comportamiento muy similar. Sin embargo, existe bastante variabilidad entre comarcas y esto se debe al tipo de aprovechamiento, que puede ser mediante cortes o mediante pastoreo, lo que aumenta la heterogeneidad. Solo es evidente el descenso σ_{vh}^0 y σ_{vv}^0 a finales de junio. Las curvas del ratio aumentan hasta el mes de junio, aunque no son homogéneas entre sí. A diferencia de otros cultivos como los cereales o la colza el ascenso que se aprecia en la fase de desarrollo vegetativo es más gradual y se aprecia prácticamente entre los meses de noviembre y mayo. El inicio de la senescencia es también más temprano.

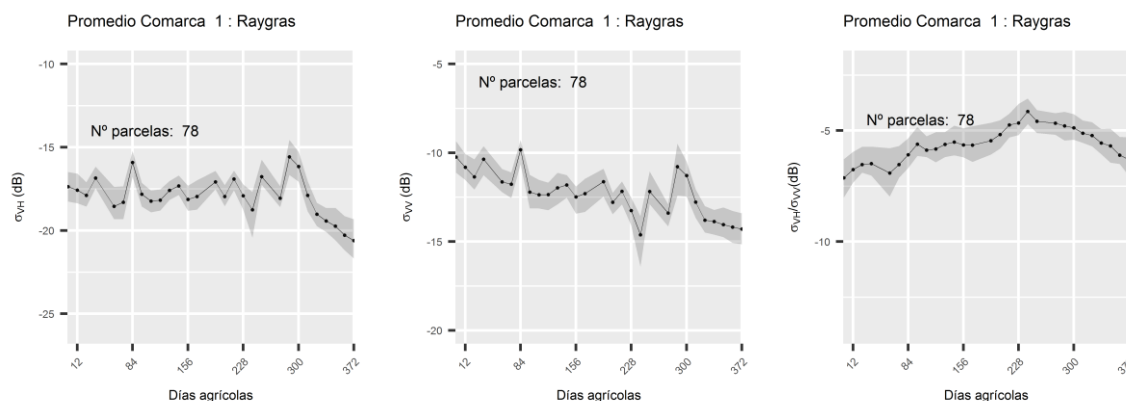


Figura 26. Curvas temporales de retrodispersión del raygras en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

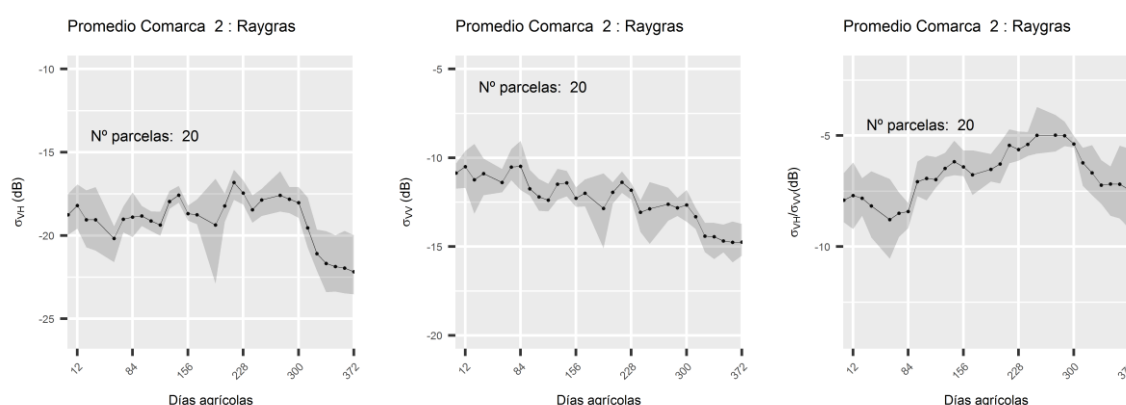


Figura 27. Curvas temporales de retrodispersión del raygras en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

4.1.5. BARBECHOS

No existe una tendencia clara para ninguno de los dos tipos de barbechos seleccionados para el estudio. Ambos barbechos no tienen cubierta, por lo que el suelo, en teoría, estaría descubierto. De esta manera, la retrodispersión en las diferentes polarizaciones dependerá de la humedad del suelo y las labores que puedan realizarse. Hay que tener en cuenta que, además, puede haber parcelas que durante los meses de 2015 tengan todavía algún cultivo correspondiente a la campaña pasada, lo que aumentaría aún más la variabilidad. A continuación (figuras 28 y 29), se muestran las curvas del barbecho sin producción y sin cubierta de dos comarcas:

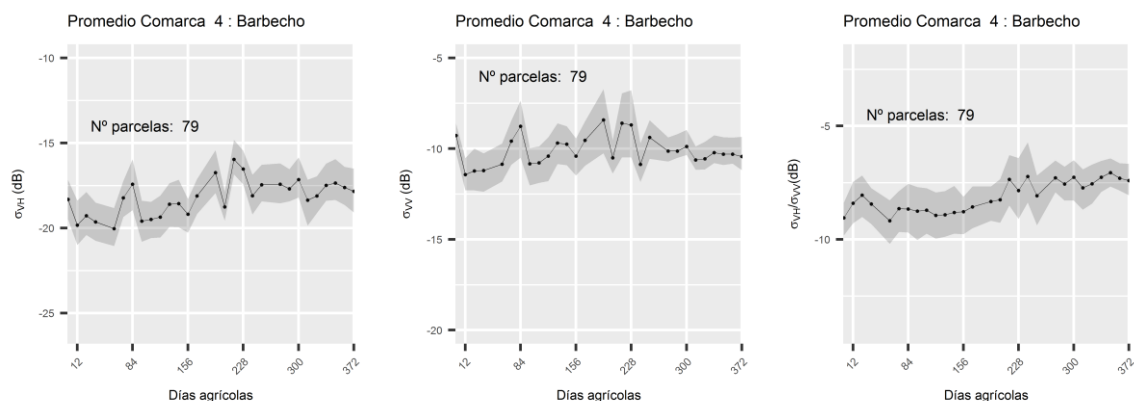


Figura 28. Curvas temporales de retrodispersión de barbecho en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

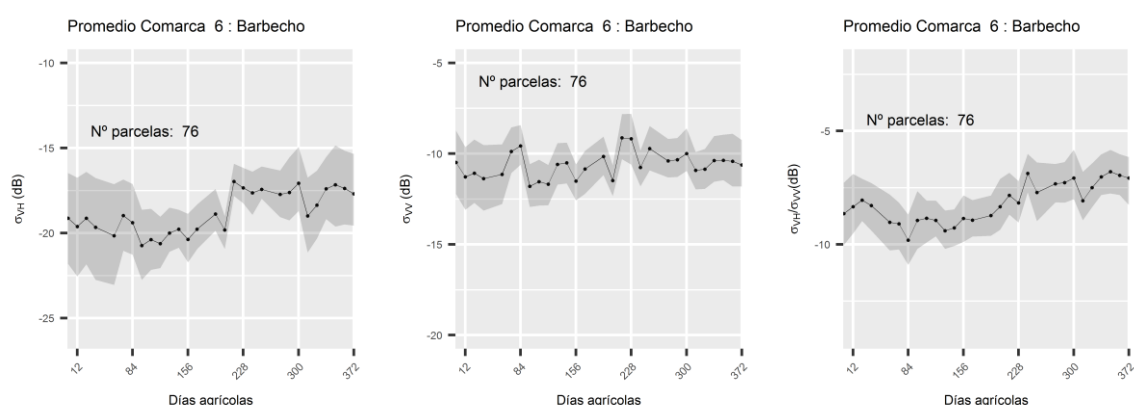


Figura 29. Curvas temporales de retrodispersión del barbecho en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

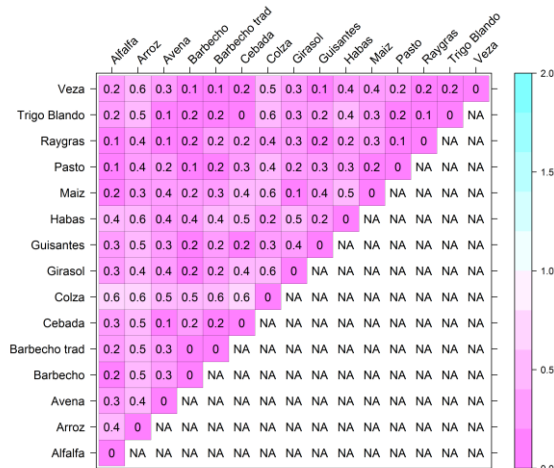
4.2. SEPARABILIDADES ENTRE CULTIVOS

En este apartado se mostrarán únicamente las matrices de separabilidad medias y máximas de Navarra. Las matrices de las distintas comarcas se encuentran en el anexo 3. Los resultados que se muestran en estas matrices están redondeados a un decimal.

4.2.1. NAVARRA

Los resultados de separabilidades medias entre cultivos para todo Navarra calculados a partir de la distancia de Jeffries-Matusita son en general bastante bajos (figuras 30, 31 y 32). Ningún valor de separabilidad media supera el valor de 0.65 (VH), 0.75 (VV) y 0.55 (Ratio), aunque los valores de separabilidades máximas (figuras 30, 31 y 32) sí que pueden llegar al valor máximo de 2 para algunos cultivos y valores superiores a 1 para muchos otros. Estas diferencias entre separabilidades medias y máximas era esperable, dado que la separabilidad media se calcula teniendo en cuenta todas las observaciones, incluyendo periodos como la preparación de suelo o nascencia en los que las diferencias entre cultivos son inapreciables. En cambio, las separabilidades máximas se corresponden con un momento concreto en el que las diferencias son más aparentes. Queda para análisis futuros el evaluar en detalle los momentos en los que se producen esas separabilidades máximas.

Matriz de separabilidad media Navarra: σ_{VH}^0



Matriz de separabilidad máxima Navarra: σ_{VH}^0

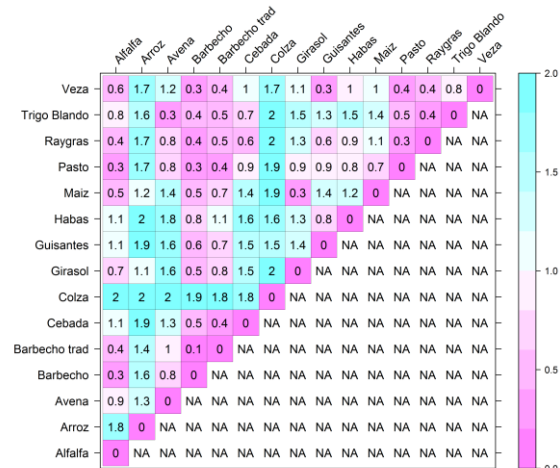
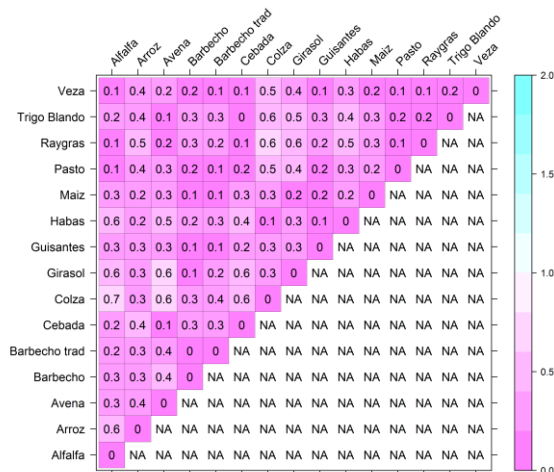


Figura 30. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en Navarra para σ_{VH}^0 . Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Navarra: σ_{VV}^0



Matriz de separabilidad máxima Navarra: σ_{VV}^0

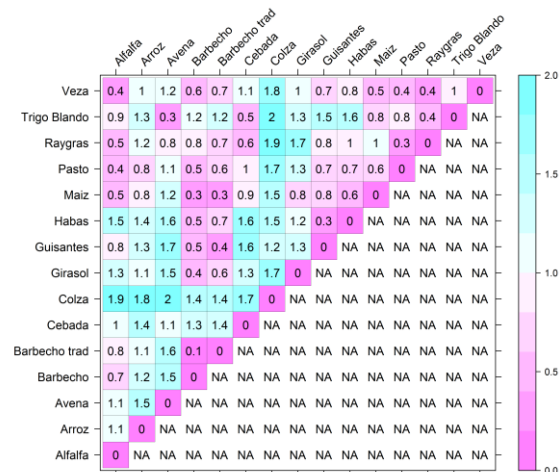


Figura 31. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en Navarra para σ_{VV}^0 . Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Navarra: $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$

Matriz de separabilidad máxima Navarra: $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$



Figura 32. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en Navarra para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Es de esperar que cultivos con características similares y calendarios agrícolas parejos tengan separabilidades más bajas. Los separabilidades más bajas se producen con el ratio, ya que, como se observó en las gráficas de curvas, éstas eran positivas al desarrollo fenológico de los cultivos hasta el momento de la senescencia. Por tanto, cultivos que aun teniendo características de estructura diferentes tienen un calendario similar dan lugar a curvas de ratio parecidas.

Por ejemplo, los cereales de invierno (avena, cebada y trigo), tienen separabilidades medias muy bajas entre ellos, no superando en ningún caso el valor de 0.1 en ninguna de las polarizaciones. La separabilidad máxima entre la avena y el trigo es también muy baja, mientras que la cebada sí que muestra ciertas diferencias respecto al trigo y la avena en algún momento del ciclo, ya que su separabilidad máxima es mayor, alcanzando un valor de 1.3 con la avena en σ_{VH}^0 y de 0.7 con el trigo también en σ_{VH}^0 . Esto puede coincidir con el adelanto de la maduración de la planta, en donde se producía además unos valores más altos de σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 respecto al trigo y la avena.

En relación con otros cultivos, los cereales de invierno tienen una separabilidad media más alta con el arroz para los tres índices y con la colza en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 . Las diferencias entre el arroz y los cereales de invierno se deben, en primer lugar, a que tienen diferentes ciclos de cultivo y en segundo lugar, a que el arroz, durante las primeras etapas de crecimiento, permanece inundado, dominando la reflexión especular y produciendo retrodispersión baja en ambas polarizaciones, de modo que, especialmente en σ_{VH}^0 , hay más diferencia ya que en esos momentos se produce los valores más altos de retrodispersión en los cereales de invierno, coincidiendo con el espigado y llenado de grano. En cuanto a la colza, durante la época previa a la senescencia, los valores de retrodispersión en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 son mucho más altos que los de los cereales de invierno, y esto explica que la separabilidad sea más alta. Sin embargo, la separabilidad en ratio es muy baja, ya que la curva es bastante similar.

De hecho, la colza, para σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 , es el cultivo que alcanza los valores más altos de separabilidad media y máxima con la mayor parte de los cultivos, a excepción de las habas y

los guisantes. Sin embargo, en la curva del ratio el cultivo no es tan diferente de otros con los que comparte fechas de desarrollo, como los cereales de invierno y leguminosas. Es aquí donde las mayores separabilidades se producen con los cultivos de verano, ya que tienen otra fecha de desarrollo (arroz, girasol y maíz).

Las separabilidades son también muy bajas para las tres polarizaciones entre los tres cultivos de verano (girasol, arroz y maíz), a excepción del girasol y el arroz en σ_{VH}^0 , donde la separabilidad media es de 0.4. Las separabilidades de estos cultivos con los dos tipos de barbecho son muy bajas, y es debido a que la mayor parte de la temporada de estudio (desde septiembre hasta marzo), permanecen con otro cultivo o sin ningún tipo de cubierta vegetal.

Las separabilidades entre los tres cultivos de leguminosas (guisantes, habas y veza), son bastante bajas. En σ_{VH}^0 , los guisantes y la veza tienen una curva similar, y sus separabilidades son más bajas que las que tienen estos dos cultivos con las habas. En σ_{VV}^0 , la separabilidad media sigue el mismo patrón, mientras que la máxima es más alta entre la veza con guisantes y habas. Estos dos últimos cultivos tienen un comportamiento muy parecido en σ_{VV}^0 . La separabilidad media en ratio es muy baja para los tres cultivos, y los valores máximos también, aunque hay más diferencia entre las habas y los guisantes en algún momento del ciclo. Los guisantes, respecto al resto de cultivos, alcanzan mayores separabilidades en σ_{VV}^0 con el arroz, el girasol y el maíz, y en el ratio con la alfalfa, el raygras, el maíz y el pasto. En σ_{VV}^0 las separabilidades son muy bajas para todos los cultivos. Las habas, en σ_{VH}^0 , tienen separabilidades medias con valores entre 0.4 y 0.6 para la mayoría de cultivos, a excepción de los guisantes, el raygras y el pasto. En σ_{VV}^0 y ratio estos valores no son tan altos. Por último, la veza tiene valores bajos de separabilidad media en σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y ratio para la mayoría de cultivos, siendo más diferentes del arroz y la colza.

En cuanto a las forrajeras (alfalfa y raygras), las separabilidades medias y máximas son muy bajas en todas las polarizaciones. Las separabilidades también son bajas entre estos cultivos y el pasto y los dos tipos de barbecho, con excepción de los barbechos en el ratio.

Los dos barbechos tienen unos valores de separabilidad bajos respecto al resto de cultivos. En σ_{VH}^0 , los valores más altos se dan entre éstos y la colza, el arroz y las habas. En σ_{VV}^0 , los valores más altos ocurren con los cereales (avena, cebada y trigo) y la colza, y en el ratio, como se ha comentado en el párrafo anterior, tienen más diferencia con la alfalfa y el raygras, además de la colza.

Por último, el pasto tiene valores de separabilidad medios más altos en σ_{VH}^0 con el arroz y la colza, en σ_{VV}^0 con el arroz, la colza y el girasol y en el ratio los valores son similares con el resto de cultivos (0.3-0.4), a excepción de la alfalfa y el raygras, con los que tiene separabilidades más bajas.

4.2.2. COMARCAS

En general, los resultados de separabilidad por comarcas se comportan de manera similar, aunque hay que mencionar que suelen ser más altos, especialmente los valores máximos. Parece que las separabilidades aumentan a medida que el número de parcelas de ese cultivo es menor y disminuye la heterogeneidad. Un ejemplo muy claro es el raygras en la Cuenca de Pamplona (2 parcelas), o el maíz en Tierra Estella (2 parcelas), en donde existen unos valores de separabilidad medios por encima de 1 para muchos de los cultivos.

4.3. CLASIFICACIÓN

4.3.1. FIABILIDAD GLOBAL

La fiabilidad global (OA) de la clasificación de cultivos a nivel de toda Navarra presenta valores muy bajos, por debajo del 50% para los tres clasificadores y los tres índices evaluados. Los mejores resultados se obtienen con σ_{VV}^0 , y los peores con el ratio, aunque tampoco existe una diferencia muy amplia. En cuanto a los clasificadores, NSE y RMSE producen resultados idénticos, mientras que R^2 no, de forma que a la hora de analizar estos resultados se hará una simplificación y se comentarán los resultados NSE-RMSE y R^2 . Los valores de fiabilidad global de la clasificación realizada a partir de los valores medios de cada clasificador con los tres índices (asignación global), se encuentran por encima del 50%, y en este caso, los resultados de NSE y RMSE no son idénticos.

Tabla 7. Resultados de Fiabilidad Global de la clasificación de σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 , $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ y asignación global con los clasificadores NSE, R^2 y RMSE.

Comarca	σ_{VH}^0		σ_{VV}^0		$\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$		Asignación global		
	NSE - RMSE	R^2	NSE - RMSE	R^2	NSE	R^2	NSE	R^2	RMSE
Navarra	44%	41%	47%	48%	42%	39%	52%	55%	54%
Comarca 1	60%	76%	69%	74%	74%	73%	74%	82%	75%
Comarca 2	54%	61%	61%	65%	46%	50%	62%	72%	66%
Comarca 3	71%	67%	73%	72%	59%	58%	77%	77%	79%
Comarca 4	56%	61%	62%	65%	48%	51%	62%	74%	64%
Comarca 5	62%	60%	63%	62%	55%	53%	73%	75%	74%
Comarca 6	46%	48%	48%	55%	42%	44%	58%	64%	55%
Comarca 7	30%	34%	35%	37%	39%	36%	40%	46%	40%

En cuanto a la clasificación por comarcas, se obtienen resultados muy variables. El hecho de que la fiabilidad global sea tan diferente entre algunas comarcas se debe en parte a que no todas las comarcas tienen el mismo número de parcelas y cultivos (ver tabla 7). Por ejemplo, una comarca con pocas parcelas y un reducido número de cultivos es más probable que obtenga una OA mayor que una parcela con más parcelas y cultivos, ya que ésta última tendrá una mayor heterogeneidad y además puede tener varios cultivos cuyas curvas temporales se asemejen, tal como se vio en el apartado de separabilidades.

Los mejores resultados globales se obtienen en la comarca Noroccidental (1) y en la Cuenca de Pamplona (3), con algunas fiabilidades por encima del 70%. En la comarca 1, los resultados son parecidos para los tres índices, a excepción de NSE en σ_{VH}^0 , que solo alcanza un 60%. La clasificación mediante la asignación global con R^2 es la que mejor fiabilidad obtiene de entre todas las comarcas y clasificadores, con un 82%. En la cuenca de Pamplona los resultados obtenidos con NSE-RMSE para cada índice por separado son ligeramente superiores, especialmente con σ_{VH}^0 , por otro lado las clasificaciones con el ratio $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ son peores. La clasificación con la asignación global, al igual que ocurría en la comarca 1, es la que mejores resultados obtiene.

Pirineos (2), Tierra Estella (4) y Navarra Media (5) tienen fiabilidades menores que las dos comarcas anteriores, pero mejores que las obtenidas a nivel de Navarra, con resultados entre 54-65% para σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 , y entre 62-75% para la asignación global. El ratio, de nuevo, obtiene peores resultados, en torno al 46-55%.

La Ribera Baja obtiene fiabilidades parecidas a las de Navarra aunque ligeramente superiores, siendo de nuevo la asignación global la que mejor fiabilidad tiene y el ratio el que peor. La Ribera Baja tiene resultados más bajos que Navarra, y en ningún caso superan la fiabilidad del 50%.

4.3.2. RESULTADOS POR CULTIVOS

Para entender mejor los resultados es necesario analizar las fiabilidades de productor y usuario por cultivo y las matrices de confusión. En este apartado se muestran los resultados de las fiabilidades de productor y usuario para los tres clasificadores y los cuatro índices estudiados en Navarra: σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 , $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ y asignación global. Los resultados por comarcas se pueden visualizar en el anexo 5 y las matrices de confusión, a las que se hace referencia a lo largo del apartado, se encuentran en el anexo 4.

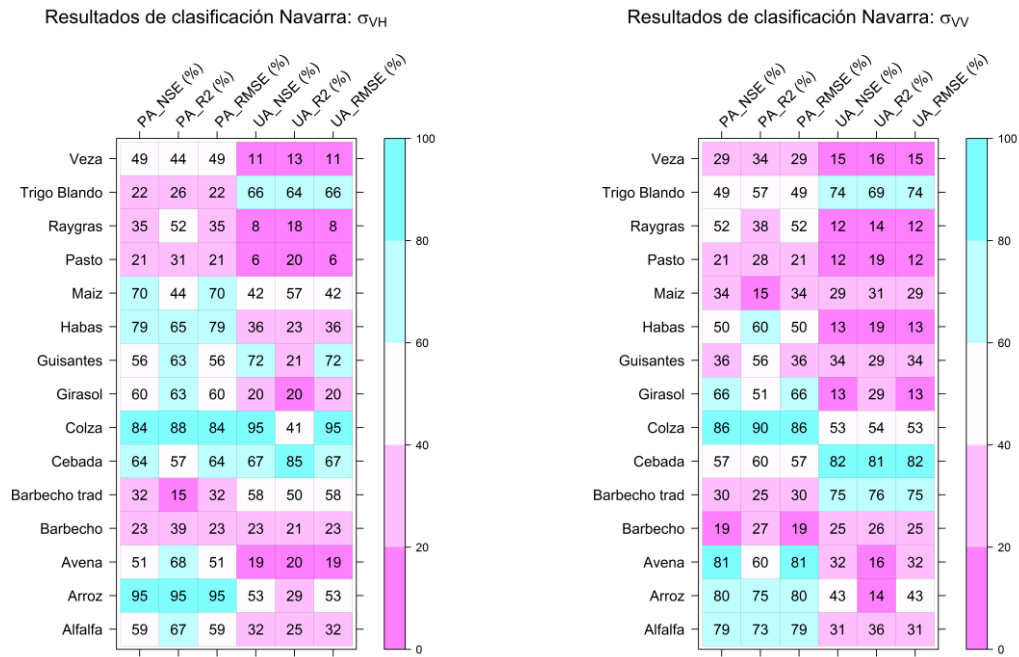


Figura 33. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en Navarra. σ_{VH} (izquierda) y σ_{VV} (derecha).

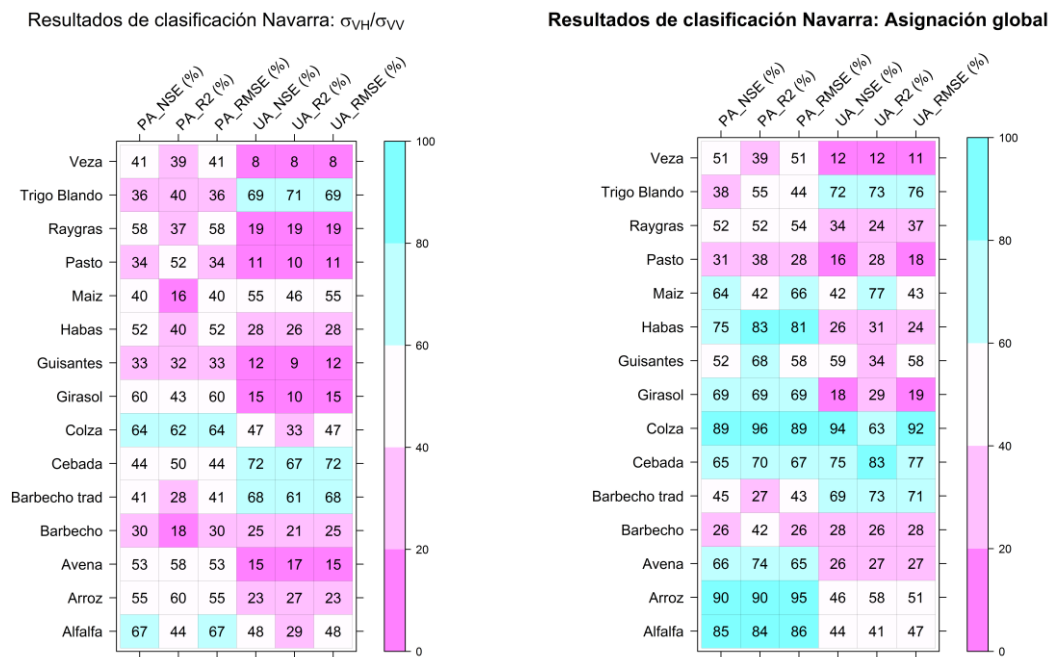


Figura 34. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en Navarra. σ_{VH}/σ_{VH} (izquierda) y asignación global (derecha).

4.3.2.1. CEREALES

En el cultivo de avena en toda Navarra, el mejor valor de Producer's Accuracy (PA) se da en σ_{VV}^0 (81%) con los clasificadores NSE-RMSE, mientras que con R^2 es en la asignación global (74%). Los valores de precisión en User's Accuracy (UA) son muy bajos, especialmente en σ_{VH}^0 y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$. La similitud de las curvas de retrodispersión de la avena con los otros cereales de invierno, hace que una gran cantidad de parcelas de trigo se clasifiquen como avena. También algunas parcelas de cebada se asignan a avena, aunque no de forma tan acusada como el trigo. Por último, mencionar que en R^2 para σ_{VH}^0 y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ hay parcelas de barbecho clasificadas dentro de esta categoría.

En cuanto a la cebada en Navarra, consigue unos valores intermedios de PA, siendo los más altos en la asignación global, y unos valores aceptables de UA, siendo alto en σ_{VV}^0 (por encima del 80%). Respecto a PA, hay que indicar que la cebada es uno de los cultivos mayoritarios en Navarra, por lo que existe variabilidad entre zonas. Como se puede observar en las matrices de confusión, bastantes parcelas de cebada se confunden con otros cultivos, especialmente trigo y guisantes. En relación a UA, son las parcelas mal clasificadas de trigo las que disminuyen la fiabilidad

Los valores de PA de trigo en Navarra son bajos, especialmente en σ_{VH}^0 y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$, ya que muchas de estas parcelas se han asignado erróneamente a otras clases, especialmente avena y cebada. Sin embargo, es uno de los cultivos con mayor UA (~70%), con resultados similares a la cebada. En este caso la confusión también se debe a la cebada, y en menor medida, a la avena.

En Pirineos, los cultivos objetivo más abundantes son los cereales de invierno, sobre todo el trigo blando y la cebada. La clasificación del trigo es mejor en esta comarca si se compara con los datos para Navarra (en σ_{VV}^0 y asignación global PA de de 70% y UA de 80%). Los principales errores en PA se siguen debiendo a que el trigo en ocasiones se clasifica como avena, y en menor medida cebada y habas. La incorrecta clasificación de trigo como cebada es lo que produce que la cebada no alcance valores del 100% en UA para los tres índices. Respecto a las parcelas mal clasificadas de cebada, se repiten los patrones de Navarra, y los resultados de PA son parecidos, aunque algo más altos (max. 88%). En la cuenca de Pamplona también predominan los cereales de invierno, destacando los resultados en σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y en asignación global. La diferencia en la fecha de maduración entre la cebada y el resto de cereales de invierno parece más evidente a nivel de comarca, al existir menos variabilidad en las curvas, por lo que los errores de clasificación de parcelas de cebada son menores (PA y UA ~90%). En relación al trigo y la avena, existen más problemas de diferenciación (entre 70%-90%) debido a que alcanzan la maduración en las mismas fechas. En cuanto al ratio, los resultados son en general mejores que los de Navarra, pero más bajos que con el resto de índices. Como ya se comentó anteriormente, los cultivos en ratio responden positivamente al ciclo de crecimiento de los cultivos, y en este caso, la mayor parte de los cultivos crecen durante las mismas fechas. Tierra Estella, al igual que la cuenca de Pamplona, una comarca cerealista. Sin embargo, el número de parcelas de barbecho es mucho más alto que en la cuenca, además de existir también parcelas de raygras y veza. Estas diferencias son las que producen que los resultados de clasificación en Tierra Estella sean, en general, algo peores que en la Cuenca. En Navarra media se repite el patrón de resultados según los índices. La cebada es uno de los cultivos de

esta comarca que mejor se clasifica, con buenos resultados tanto en PA como UA en σ_{vH}^0 σ_{vV}^0 y asignación global (entre 72%-100%). Aunque las parcelas de avena se clasifican bastante bien, el UA de este cultivo es bajo, ya que de nuevo, muchas de las parcelas de trigo se clasifican como avena. En general, los resultados de la Ribera Alta son peores que los de las comarcas comentadas anteriormente probablemente debido a una mayor heterogeneidad debido a la presencia en algunos cultivos de parcelas tanto de regadío como de secano. Los cultivos mayoritarios son la cebada, el maíz, el trigo y el barbecho. Mencionar que en el subset de test, el resto de cultivos tienen muy pocas parcelas por lo que deben ser analizados con cautela. La cebada y el trigo se clasifican mejor en σ_{vV}^0 y en asignación global con el clasificador basado en R^2 con valores de PA de ~70% y UA de ~80%. Una vez más, los principales errores son por a la confusión entre las distintas especies de cereal de invierno En la Ribera Baja los resultados generales son pobres y también lo son a nivel de cultivo. El trigo y la cebada son los cultivos mayoritarios tras el barbecho, y obtienen resultados medios o bajos en función del índice y el clasificador, probablemente por el hecho de que haya parcelas de secano y de regadío, con ciclos fenológicos y respuestas muy distintas.

El arroz es el cultivo que obtiene mejores resultados de PA para Navarra (95% en σ_{vH}^0 para los tres clasificadores y en asignación global para R^2). En σ_{vV}^0 los resultados también son buenos (~80%), mientras que en el ratio son más limitados, con PA entre 55-60% dependiendo del clasificador. En los apartados de curvas y separabilidades ya se comentó que las parcelas de este cultivo en σ_{vH}^0 y σ_{vV}^0 producían unos picos muy bajos de retrodispersión al comienzo de la implantación del cultivo debido a que los campos se inundan, lo que lo diferencia de bastantes cultivos. En cuanto a UA, los resultados son mucho más limitados, especialmente con el clasificador R^2 en σ_{vV}^0 . Observando las matrices de confusión y aunque hay cierta variabilidad entre el número de parcelas que se clasifican como arroz, predominan las parcelas de barbecho, seguidas del maíz, debido a la baja separabilidad entre ellos. En σ_{vH}^0 y σ_{vV}^0 también se clasifican erróneamente como arroz algunas parcelas de trigo.

En cuanto a las comarcas, este cultivo solo se encuentra en la Ribera Alta y la Ribera Baja. En la Ribera Alta, los resultados son muy buenos en todos los índices a excepción del ratio, pero hay que destacar que en el subset de test el número de parcelas de este cultivo es muy bajo. En la Ribera Baja, los resultados son muy buenos para el clasificador RMSE tanto en PA como en UA en σ_{vH}^0 σ_{vV}^0 y en la asignación global, con valores por encima del 70%. Es en el ratio donde se producen los peores resultados en UA, debido a la incorrecta clasificación de parcelas de barbecho en esta clase.

El último cereal analizado es el maíz. En navarra, solo los clasificador NSE-RMSE consigue buenos resultados de PA en σ_{vH}^0 y en la asignación global (~65%-70%), y el clasificador R^2 obtiene mucho peores resultados en los tres índices, a excepción de UA para la asignación global. Existe mucha variabilidad en los cultivos que se confunden con maíz, dependiendo del índice y el clasificador. Por ejemplo, en el ratio, los clasificadores NSE y RMSE asignan el maíz a parcelas de girasol y en menor medida, raygras, mientras que el R^2 se clasifica en girasol y arroz. En σ_{vV}^0 hay mucha variación, asignándose a distintos cultivos como alfalfa, girasol, habas, alfalfa o arroz. En σ_{vH}^0 la mayor problemática ocurre con la colza y en la asignación global con la alfalfa y el girasol. En UA, los valores son intermedios para σ_{vH}^0 , ratio y la

asignación global, y bajos en σ_{VV}^0 . Los principales cultivos que se clasifican como maíz son la cebada, el trigo y el barbecho en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 , y el barbecho en ratio y en la asignación global. Esto puede deberse a la influencia del cultivo precedente en la primera parte de la serie temporal de maíz.

La comarca Noroccidental es la que menos parcelas tiene, siendo el maíz el cultivo más abundante, seguido del raygras y el pasto. El resto de cultivos presentes en el subset de test tienen muy pocas parcelas. El maíz obtiene muy buenos resultados de clasificación en PA y UA para todos los clasificadores y todos los índices. Una de las razones de estas diferencias en los resultados respecto a la clasificación de Navarra, es que en esta comarca no existen otros cultivos de verano que se siembran en la misma época que el maíz y que el manejo es en seco. En Navarra Media, también se clasifica bastante bien, excepto en PA con el clasificador R^2 y σ_{VV}^0 , donde la mitad de parcelas se identifican como pasto. En la Ribera Alta, los resultados no son tan buenos, aunque sí que son mejores que los globales de Navarra. En general, en R^2 son mejores los resultados en UA que en PA para todas las casuísticas, mientras que con NSE y RMSE ocurre lo contrario. Las mayores precisiones se alcanzan con la asignación, en PA con RMSE un 82%, y en UA con R^2 un 88%. Las principales clases que dan problemas a la hora de clasificar el maíz en esta comarca son los barbechos. La comarca donde peor se clasifica el maíz es en la Ribera Baja. Los resultados, salvo excepciones (PA de NSE y RMSE para σ_{VH}^0 , ratio y asignación global), son medios o bajos. En PA, el maíz se clasifica como varios cultivos distintos y en UA, el principal problema es debido a la incorrecta clasificación de parcelas de barbecho.

4.3.2.2. LEGUMINOSAS

Los mejores resultados en PA y UA para el cultivo de guisante en Navarra se obtienen en σ_{VH}^0 y en asignación global, a excepción de R^2 en UA, que es muy bajo. Cuando se producen errores de clasificación de parcelas de guisante, principalmente se debe a que se clasifican como veza o habas. En los clasificadores donde se produce un UA bajo, se debe principalmente a parcelas de cebada y trigo mal clasificadas. Aunque son cultivos de otro tipo (cereales), se siembran y cosechan en fechas muy parecidas. También se clasifican erróneamente algunas parcelas de barbecho.

Respecto a los guisantes, las parcelas de habas se clasifican mejor, y por tanto, los valores de PA son más altos, alcanzando casi un 80% el clasificador NSE en σ_{VH}^0 y superando ese porcentaje los clasificadores R^2 y RMSE en asignación global. En cuanto a los errores, principalmente se deben a que algunas parcelas se clasifican como colza, seguido de veza y guisantes en menor medida. Respecto a UA, la clasificación es mala, ya que en ningún caso se supera la fiabilidad de 40%. Al igual que ocurría con los guisantes, hay parcelas de trigo, cebada y barbecho que se engloban en la clase habas.

La veza en Navarra tiene resultados que no superan el 50% en PA, donde los peores resultados se producen con σ_{VV}^0 . En UA, todos los resultados son muy bajo. En σ_{VH}^0 los resultados son ligeramente superiores pero no llegan al 50% y en la asignación global superan el 50% para los clasificadores NSE y RMSE. Las parcelas mal clasificadas de veza se engloban en varios cultivos

diferentes, sin dominar ninguna clase en concreto. En UA, los malos resultados se deben principalmente a parcelas mal clasificadas de cebada, trigo y barbecho.

En la cuenca de Pamplona, además de cereales, hay parcelas de cultivos alternativos en las rotaciones cerealistas como girasol, habas, guisantes y colza. Los resultados de las habas y los guisantes en esta comarca no son tampoco muy buenos, especialmente estos últimos que se confunden con las habas y la veza. Mencionar que las parcelas de veza en esta comarca son muy escasas. En Tierra Estella, hay un número suficiente de parcelas de los tres cultivos de leguminosas. Los guisantes obtienen buenos resultados tanto en PA como UA en σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y en asignación global, mientras que los resultados de las habas solo son buenos en PA, a excepción del ratio con R^2 . En UA, los resultados son bajos, siendo fuente de error las parcelas de trigo y cebada erróneamente clasificadas, y en algunos casos, también los guisantes. La veza en esta comarca se clasifica aún peor que en Navarra. En Navarra Media, los guisantes obtienen buenos resultados en σ_{VH}^0 y en asignación global, mientras que en el ratio no. En el cultivo de las habas, vuelve a ocurrir que solo se obtienen buenos resultados de PA en σ_{VH}^0 y en asignación global, ya que en UA la clasificación es mala. La veza en esta comarca mejora los resultados anteriores para NSE y RMSE en σ_{VH}^0 y en asignación global. En la Ribera Alta y la Ribera Baja solo existe un número representativo de parcelas de guisantes. En la Ribera Alta, la clasificación es muy buena en σ_{VH}^0 y en asignación global para los clasificadores NSE y RMSE. En σ_{VV}^0 y el ratio, algunas parcelas incorrectamente clasificadas de barbecho y cebada reducen el porcentaje en UA. Por último, en la Ribera Baja, las parcelas de guisantes, que se identifican muy bien ya que tienen un PA alto para todos los índices, tienen un UA muy bajo por su confusión con el barbecho. Ya se observó en las curvas que el ciclo del guisante de la Ribera Baja es mucho más corto que en el resto de las comarcas, por lo que existe más variabilidad de las curvas durante el resto de la época de estudio.

4.3.2.3. OLEAGINOSAS

En Navarra, los resultados del cultivo de colza para la asignación global son muy buenos tanto en PA como UA. En σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 los valores de PA también son muy buenos, ya que superan el 80%. En el ratio son algo más bajos (62-64%), aunque son los más altos de todos los cultivos tras el clasificador NSE en alfalfa. Como ya se observó en el comportamiento de la retrodispersión a lo largo del ciclo, ésta era mucho más alta en los momentos de desarrollo del fruto, lo que la puede diferenciar mejor de otros cultivos que crecen en la misma época, como cereales de invierno, habas y guisantes. En el ratio este efecto se atenúa y puede explicar la reducción en PA. El resultado de UA para los clasificadores NSE y RMSE con σ_{VH}^0 y con asignación global es muy bueno (95%), mientras que en R^2 bajan, especialmente en σ_{VH}^0 . En el resto de polarizaciones, los resultados son variables, en torno al 50% en la mayoría de los casos. El hecho de que se obtenga tan buen resultado en σ_{VH}^0 con NSE se debe a que la curva de σ_{VH}^0 antes de senescencia alcanza valores mucho más altos que otros cultivos, lo que la diferencia bien. El clasificador NSE puede discriminar mejor que R^2 entre cultivos que tienen curvas con forma similar pero valores de retrodispersión diferentes. Como se ve en la matriz de confusión de R^2 en σ_{VH}^0 , el cultivo que se clasifica erróneamente en mayor proporción es la cebada, seguida del trigo y luego el barbecho. Este patrón se repite en el ratio y en asignación global,

mientras que en σ_{VV}^0 , apenas se clasifican cereales de invierno como colza, siendo los barbechos los predominantes.

La clasificación de las parcelas de girasol obtiene unos valores medios (PA entre 43-69%), produciéndose errores debido a la clasificación errónea en categorías como el barbecho, el maíz o las habas. En UA la precisión es muy baja en los cuatro índices. La mayor problemática ocurre con las parcelas de barbecho y de maíz. Es en el ratio donde más número de parcelas de maíz se asignan a girasol. Como ya se observó en los apartados anteriores, el maíz y el girasol tienen separabilidades muy bajas, ya que las fechas de siembra son similares. Si se ampliase el periodo de estudio, probablemente se podrían apreciar más diferencias entre estos dos cultivos, ya que el girasol se cosecha antes que el maíz. En cuanto a la confusión entre girasol y barbecho, hay que recordar que la mayor parte de los meses de estudio, las parcelas de girasol pueden tener cualquier otro cultivo o permanecer en barbecho.

La colza repite los buenos resultados de clasificación en σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y asignación global en las tres comarcas donde este cultivo es representativo: cuenca de Pamplona, Tierra Estella y Navarra Media. Solo hay una excepción en PA con los clasificadores NSE y RMSE para σ_{VV}^0 en Tierra Estella, donde la precisión es del 57% debido a la clasificación de algunas parcelas de colza como girasol, guisantes y barbecho. En cuanto al girasol, que se encuentra principalmente en la cuenca de Pamplona y Navarra Media, mencionar que en la cuenca de Pamplona se clasifica muy bien. La mejora de los resultados se debe probablemente a que existen pocas parcelas de barbecho y maíz, por lo que la confusión con éstos (que es importante a nivel de Navarra) es menor. En Navarra Media, sin embargo, los resultados son peores y más similares a los de Navarra, ya que en esta comarca sí que existe un número alto de parcelas de barbecho y maíz.

4.3.2.4. FORRAJES

En el cultivo de alfalfa en Navarra, los valores más altos de PA se producen en la asignación global, donde se supera el 80%. En σ_{VV}^0 también son buenos, ya que se sitúan por encima del 70%. En cuanto a UA, los valores son bajos con cualquier índice y clasificador. Entre los cultivos que más se confunden con alfalfa, hay un número bastante alto de parcelas de barbecho. Cabe recordar que las separabilidades entre alfalfa y barbecho son bajas debido a la variabilidad que presentan ambas clases en sus curvas. Otros cultivos que se asignan erróneamente a la alfalfa son el maíz y el trigo.

En los pastos, los valores de PA y UA son bajos (52% como máximo). Hay que tener en cuenta que, en primer lugar, hay muy pocas parcelas de pasto (caso similar al arroz), y que la retrodispersión tiene un comportamiento muy variable, tal como se mencionó previamente, debido a los distintos tipos de manejo de estas parcelas. No existe un cultivo dominante en el que se clasifiquen erróneamente las parcelas de pasto. En relación a UA, en σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y en asignación global existe mucha variabilidad en los cultivos que se clasifican como pasto, mientras que en el ratio la confusión se produce principalmente con barbecho.

En cuanto al raygras de Navarra en PA, obtiene unos resultados aceptables en asignación global para todos los clasificadores, en σ_{VV}^0 y ratio para el clasificador NSE, y en σ_{VH}^0 para R^2

(52%-58%). Al igual que con el pasto, las parcelas mal clasificadas están dispersadas en diferentes clases. En UA, los valores son bajos, debido principalmente a la confusión con cebada, trigo y barbecho.

Por comarcas, hay que mencionar que la mayor parte de las parcelas de alfalfa se encuentran en la Ribera Baja, y en el resto de comarcas hay menos de 10 parcelas en el subset de test. En la Ribera Baja, los resultados siguen el mismo patrón que en clasificación de Navarra, pero con valores más altos, destacando RMSE en asignación global. Las dos comarcas que tienen más parcelas de pasto son la comarca Noroccidental y Pirineos. En la primera, las parcelas de pasto se clasifican bastante mal en σ_{vH}^0 y σ_{vV}^0 , asignándose a varios cultivos, mientras que en el ratio los resultados son mejores (en R^2 PA de 80% y UA de 72%). En Pirineos, los resultados son buenos para todos los clasificadores en asignación global y para NSE y RMSE en σ_{vH}^0 y σ_{vV}^0 . El UA del ratio es menor. Por último, el raygras solo es representativo en la comarca Noroccidental, donde, a diferencia de Navarra, los resultados son mejores, sobre todo en UA, donde los mejores índices son σ_{vV}^0 y asignación global. La mejora de los resultados se debe a que en esta comarca apenas hay parcelas de cebada, trigo o barbecho, que son las que producían los errores de confusión en Navarra.

4.3.2.5. BARBECHOS

En Navarra, tanto los valores de PA como UA son muy bajos para todos los índices en los tres clasificadores para las parcelas de barbecho. El barbecho tradicional consigue resultados también bajos, aunque algo mejores que los de barbecho, especialmente en UA. Una de las principales causas de la mala clasificación es que las parcelas de barbecho se clasifican en mayor proporción como barbecho tradicional que como la propia clase. En la clase barbecho tradicional también ocurre esto, aunque en menor proporción. Este problema se corregiría en parte si se creara una única clase que englobe los dos tipos de barbecho. Respecto a la confusión con otros cultivos, ya se ha visto con los cultivos anteriores, especialmente con la alfalfa, que muchas parcelas de barbecho se asignan a alfalfa, lo que contribuye a la disminución de PA de barbecho. En cuanto a parcelas de otros cultivos que se clasifican como barbecho, el grado de confusión es menor y se produce sobre todo en los cereales de invierno, el maíz y la alfalfa. Estos patrones se repiten en las comarcas que tienen bastantes parcelas de barbecho (Navarra Media, Ribera Alta y Ribera Baja), a excepción de Tierra Estella, donde se alcanzan peores resultados con el barbecho tradicional en comparación al barbecho.

5. DISCUSIÓN

Los resultados de este trabajo muestran que las curvas de crecimiento de los cultivos durante un año agrícola para los tres índices estudiados (σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 , $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$) permiten caracterizar diferentes fases del ciclo fenológico, así como labores de siembra o cosechas, ya que estos eventos se corresponden con variaciones marcadas en la retrodispersión (Rolim et al., 2016). Estos resultados van en la línea de los obtenidos por Whelen and Siqueira (2017), donde las curvas temporales están dominadas por el estado de desarrollo y las características físicas de los cultivos durante el crecimiento y madurez, y los eventos meteorológicos, las labores de suelo y de cosecha durante el resto del año.

Los resultados son variables en función del índice estudiado y el cultivo. Por ejemplo, es posible detectar las fechas en las que el terreno es arado en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 , ya que la rugosidad aumenta y la retrodispersión responde de manera positiva. Este aumento de retrodispersión suele ir seguido de un descenso debido a la preparación del suelo previo a la siembra. En los cultivos con una estructura heterogénea, donde predomina la retrodispersión de volumen, como por ejemplo la colza o las leguminosas, se puede observar como σ_{VH} aumenta a medida que el cultivo se desarrolla desde el inicio de la siembra hasta el periodo de senescencia, mientras que en σ_{VV} solo es evidente el periodo de senescencia. Por el contrario, en los cereales de invierno es más evidente la tendencia en σ_{VV}^0 , debido a la estructura vertical de la planta, ya que durante la etapa de encañado se produce un descenso de retrodispersión seguido de un aumento durante la maduración del grano. En relación a los tres cultivos de verano estudiados (arroz, girasol y maíz), no ha sido posible estudiar el ciclo fenológico completo, ya que estos cultivos se cosechan en fechas posteriores al periodo de estudio. No obstante, los resultados obtenidos muestran que es posible diferenciar estos cultivos en σ_{VH}^0 y σ_{VV}^0 , siendo muy evidente en el arroz, debido al descenso de la retrodispersión producida por el agua de los campos inundados. En las curvas del ratio para los cultivos mencionados es muy evidente cómo la retrodispersión responde de manera positiva a medida que el cultivo va creciendo hasta senescencia. El ratio no ha sido muy estudiado por otros autores, pero Veloso et al. (2017) indican que puede ser muy útil para detectar vegetación, tal como se demuestran estos resultados.

Por otro lado, el comportamiento de las curvas de los cultivos forrajeros (alfalfa, raygras y pastos), es muy heterogéneo en todos los índices estudiados debido al manejo al que son sometidos, como por ejemplo cortes en diferentes fechas o pastoreo. En las parcelas de barbecho, que en este caso no tienen ningún tipo de cubierta vegetal, la retrodispersión está dominada por las labores y la humedad del suelo, de manera que las curvas no presentan ningún tipo de patrón.

En relación a las separabilidades medias, ya se ha visto que los resultados son bastante bajos, no superando en ningún caso el valor de 0.75. Entre los tres índices, las separabilidades más bajas se producen con el ratio. Como ya se observó en las curvas de crecimiento de este índice, los cultivos responden de manera positiva desde la siembra hasta senescencia, por lo que son mucho más parecidas para todos los cultivos que tienen periodos de siembra y cosecha similares (cultivos de invierno). Tal como indica Larranaga et al. (2013), los ratios pueden ser

útiles para interpretar el comportamiento de los cultivos, pero su inclusión en la clasificación no tiene que mejorar necesariamente los resultados de precisión.

Hay que ser consciente que al analizar las separabilidades medias se incluye en el cálculo periodos en los que los cultivos pueden no haber nacido aun o haberse cosechado, por tanto resulta más interesante valorar las separabilidades máximas que pueden reflejar diferencias importantes en momentos fenológicos concretos (por ejemplo época de floración o maduración). También hay que tener en cuenta la alta heterogeneidad que puede haber entre parcelas de un mismo cultivo, especialmente en el caso del estudio a nivel de Navarra, ya que la respuesta de un cultivo en diferentes zonas puede ser muy distinta.

Las separabilidades máximas sí que alcanzan resultados buenos en algunas parejas de cultivos. Sería interesante en un futuro estudiar en detalle las fechas en las que los cultivos son más separables, ya que en este estudio (por falta de tiempo) solo se calcula el valor, pero no la fecha en que se produce.

Por último, los resultados de clasificación son muy prometedores. Hay cultivos, como la colza, el arroz o la cebada, que se clasifican bastante bien, mientras que cultivos heterogéneos como los pastos, el raygras o los barbechos obtienen peores resultados. En relación a los índices, el ratio suele ser el que peores resultados consigue. Como ya se ha comentado, el comportamiento de los cultivos en ratio es más homogéneo y las separabilidades más bajas. La asignación global obtiene en general mejores resultados que los canales de polarización individuales o el ratio. En los casos en los que ésta es mejor, suele obtener resultados parecidos al siguiente índice que clasifica mejor (σ_{VH}^0 o σ_{VV}^0 en función del cultivo). Por ejemplo, σ_{VH}^0 es más útil para identificar colza, mientras que σ_{VV}^0 es mejor para los cereales. En relación a los clasificadores estudiados, NSE y RMSE se comportan igual en σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 y ratio, mientras que en la asignación global puede haber diferencias. En ocasiones R^2 funciona mejor que NSE o RMSE, y en otras ocasiones ocurre lo contrario, aunque atendiendo a los resultados de Overall Accuracy, R^2 en la asignación global obtiene los porcentajes de acierto más altos.

La variabilidad de los resultados por comarcas se debe a la diferencia en los cultivos presentes en cada una. Por ejemplo, en la comarca Noroccidental la clasificación es buena, ya que hay muy poca variedad de cultivos y apenas existen parcelas en barbecho. En la Cuenca de Pamplona los resultados son también buenos y una de las razones también se puede deber al bajo número de parcelas de barbecho. Las parcelas de barbecho, como ya se ha visto, producen muchos errores de clasificación, sobre todo por mala asignación de éstas a otros cultivos. Esto también explicaría el por qué los peores resultados de clasificación se producen en las dos comarcas de la Ribera, ya que en ellas, aproximadamente la mitad de las parcelas pertenecen a esta clase.

Uno de los problemas de la teledetección con radar es la presencia de moteado, por lo que, a la hora de extraer las estadísticas de una parcela, cuanto mayor sea el número de píxeles para obtener la media de retrodispersión de la parcela, mejor, ya que se atenúa este efecto (Blaes et al., 2005). Hay que tener en cuenta, que aunque se haya hecho un filtrado para estudiar solo el comportamiento de parcelas de más de 5 píxeles (a partir de ~ 0.25 ha), este tamaño límite puede ser demasiado pequeño. Sin embargo, en Navarra muchas de las parcelas agrícolas

tienen un tamaño reducido, por lo que el haber hecho un filtrado mayor hubiese provocado la pérdida de algunas de las clases a clasificar, bien a nivel de toda Navarra o por comarcas. Queda pendiente evaluar si efectivamente las parcelas pequeñas obtienen en general peores resultados que las más grandes.

6. CONCLUSIONES

En primer lugar, es necesario destacar que la metodología desarrollada ha demostrado que es posible realizar el procesamiento de las imágenes, la extracción de las estadísticas de las parcelas y el procesamiento y clasificación de datos mediante la utilización de software libre y con un grado de automatización elevado.

Las curvas temporales obtenidas para los distintos cultivos demuestran que la teledetección radar es útil para caracterizar diferentes fases del ciclo fenológico de los cultivos, así como otro tipo de labores realizadas antes de la implantación del cultivo. La respuesta de los cultivos ha demostrado ser variable según el tipo de polarización estudiada. Por ejemplo, en cultivos donde predomina la retrodispersión de volumen, como las leguminosas o la colza, es más evidente la tendencia de crecimiento en σ_{VH}^0 , mientras que en los cereales de invierno es más útil σ_{VV}^0 . Se ha demostrado que el ratio ($\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$) permite caracterizar el ciclo de crecimiento de diferentes cultivos desde la siembra hasta la recolección, alcanzando el valor máximo antes de la senescencia y sin que se aprecie saturación. La caracterización de los barbechos y de especies forrajeras resulta más complicada, debido a la variabilidad de manejo entre parcelas de un mismo cultivo. Por último, sería interesante en futuros trabajos ampliar la ventana de tiempo de adquisiciones para poder caracterizar los cultivos de verano y densificar la serie temporal combinando pasadas ascendentes y descendentes y observaciones adquiridas por Sentinel-1B ya plenamente operativo.

En cuanto a las separabilidades medias entre cultivos, los valores son bastante bajos ya que se está estudiando un periodo de tiempo amplio (un año completo) y un gran número de parcelas, por lo que la heterogeneidad es alta. Resultan más interesantes los resultados de separabilidad máximos, ya que pueden indicar diferencias en momentos fenológicos concretos. Estos valores sí que alcanzan niveles altos entre un elevado número de cultivos indicando que en momentos concretos del ciclo sus diferencias son aparentes. En un futuro, de cara a comprender mejor las diferencias entre cultivos, sería interesante analizar en qué momentos se producen las separabilidades máximas.

Los resultados de clasificación son variables según la zona de estudio, los clasificadores evaluados y la polarización considerada. En general, los mejores resultados se obtienen utilizando la asignación global y el clasificador R^2 . Con esta configuración, cultivos como la colza, el arroz y la cebada alcanzan fiabilidades aceptables. En cuanto a las comarcas, la Cuenca de Pamplona (comarca III) y la comarca Noroccidental (comarca I) obtienen buenos resultados de fiabilidad global, debido a su mayor homogeneidad y al bajo número de parcelas de barbecho que provocan problemas en otras comarcas donde su número es más elevado (como es el caso de la Ribera Alta y la Ribera Baja). En futuros desarrollos sería conveniente estratificar las parcelas por tipo de régimen hídrico (secano/regadío) para tratar de mejorar los resultados en estas comarcas. Quedaría también pendiente la evaluación en detalle del grado de acierto en función del tamaño de las parcelas, ya que en el caso de Navarra, muchas de ellas tienen un tamaño pequeño. Además, sería interesante realizar el análisis con otros clasificadores que han dado buenos resultados con radar, como por ejemplo *Random Forests*. Con todo, esta primera aproximación ha proporcionado resultados prometedores que se podrán refinar en desarrollos futuros.

7. BIBLIOGRAFÍA

Anys, H., He, D.C., 1995. Evaluation of Textural and Multipolarization Radar Features for Crop Classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 33, 1170–1181. doi:10.1109/36.469481

Baghdadi, N., Boyer, N., Todoroff, P., El Hajj, M., Bégué, A., 2009. Potential of SAR sensors TerraSAR-X, ASAR/ENVISAT and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island. *Remote Sens. Environ.* 113, 1724–1738. doi:10.1016/j.rse.2009.04.005

Blaes, X., Vanhalle, L., Defourny, P., 2005. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series. *Remote Sens. Environ.* 96, 352–365. doi:10.1016/j.rse.2005.03.010

Chuvieco, E., Huete, A., 2010. *Fundamentals of Satellite Remote Sensing*, CRC Press. ed. Boca Raton (USA).

Csillik, O., Belgiu, M., 2016. Cropland mapping from Sentinel-2 time series data using object-based image analysis 2016.

Copernicus (2017). Earth Observation Satellites. Disponible en: <http://www.copernicus.eu/main/satellites>

Esa, 2012. ESA's radar observatory mission for GMES operational services, ESA Special Publication. doi:10.1016/j.rse.2011.11.026

ESA, 2016. Sentinel-1: Radar vision for copernicus.

ESA, 2017. User Guides – Sentinel-1 SAR: Overview. Disponible en: <https://earth.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-sar/overview>

European Commission, 2013. The common agricultural policy (CAP) and agriculture in Europe – Frequently asked questions. Disponible en: http://europa.eu/rapid/press-release_MEMO-13-631_en.htm

FEGA, 2017. Nota técnica nº 07: Condicionalidad. Disponible en: https://www.fega.es/sites/default/files/files/NOTA_7_170307.pdf

G. J. Schotten, C., van Rooy, W., L. F. Janssen, L., 1995. Assessment of the capabilities of multi-temporal ERS-1 SAR data to discriminate between agricultural crops. *Int. J. Remote Sens.* 16, 2619–2637.

Inglada, J., Vincent, A., Arias, M., Marais-Sicre, C., 2016. Improved early crop type identification by joint use of high temporal resolution sar and optical image time series. *Remote Sens.* 8. doi:10.3390/rs8050362

Kussul, N., Lemoine, G., Gallego, F.J., Skakun, S. V., Lavreniuk, M., Shelestov, A.Y., 2016. Parcel-Based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 9, 2500–2508. doi:10.1109/JSTARS.2016.2560141

Larrañaga, A., Álvarez-Mozos, J., 2016. On the added value of quad-pol data in a multi-temporal crop classification framework based on RADARSAT-2 imagery. *Remote Sens.* 8, 1–19. doi:10.3390/rs8040335

Larranaga, A., Alvarez-Mozos, J., Albizua, L., Peters, J., 2013. Backscattering behavior of rain-fed crops along the growing season. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 10, 386–390. doi:10.1109/LGRS.2012.2205660

Li, G., Lu, D., Moran, E., Dutra, L., Batistella, M., 2012. A comparative analysis of ALOS PALSAR L-band and RADARSAT-2 C-band data for land-cover classification in a tropical moist region. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 70, 26–38. doi:10.1016/j.isprsjprs.2012.03.010

MAPAMA, 2015. Definiciones de los distintos tipos de barbecho. Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente. Disponible en: <http://infopac.chil.me/post/definiciones-de-los-distintos-tipos-de-barbecho-99326>

MAPAMA, 2017. Historia de la PAC. Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente. Disponible en <http://www.mapama.gob.es/es/agricultura/temas/pac/historia-pac/>

Mc Nairn, H., Brisco, B., 2004. The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: A review. *Can. J. Remote Sens.* 30, 525–542. doi:10.5589/m03-069

McNairn, H., Champagne, C., Shang, J., Holmstrom, D., Reichert, G., 2009. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 64, 434–449. doi:10.1016/j.isprsjprs.2008.07.006

McNairn, H., Ellis, J., Van Der Sanden, J.J., Hirose, T., Brown, R.J., 2002. Providing crop information using RADARSAT-1 and satellite optical imagery. *Int. J. Remote Sens.* 23, 851–870. doi:10.1080/01431160110070753

McNairn, H., Kross, A., Lapen, D., Caves, R., Shang, J., 2014. Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and RADARSAT-2. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 28, 252–259. doi:10.1016/j.jag.2013.12.015

Mishra, P., Singh, D., Yamaguchi, Y., Singh, D., 2011. Land Cover Classification of Palsar Images By Knowledge Based Decision Tree Classifier and Supervised Classifiers Based on Sar Observables. *Prog. Electromagn. Res. B* 30, 47–70. doi:10.2528/PIERB11011405

Moran, S., Alonso, L., Moreno, J.F., Cendrero Mateo, M.P., Fernando De La Cruz, D., Montoro, A., 2012. A RADARSAT-2 quad-polarized time series for monitoring crop and soil conditions in Barrax, Spain. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 1057–1070. doi:10.1109/TGRS.2011.2166080

NASA, 2017. Shuttle Radar Topography Mission: The Mission to Map the World. Disponible en: <https://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>

Nash, J. E. and J. V. Sutcliffe (1970), River flow forecasting through conceptual models part I -A discussion of principles, *Journal of Hydrology*, 10 (3), 282-290

PCI Geomatics, 2017. PCI Geomatics. Disponible en: <http://www.pcigeomatics.com/>

Rolim, J., Navarro, A., Saraiva, C., Vilar, P., Catalão, J., 2016. Using optical and SAR data for crops characterization and identification, in: 22nd CAP/IACS Conference. pp. 1–15.

Satalino, G., Mattia, F., Le Toan, T., Rinaldi, M., 2009. Wheat Crop Mapping by Using ASAR AP Data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 47, 527–530. doi:10.1109/TGRS.2003.813531

Schmedtmann, J., Campagnolo, M.L., Thenkabail, P.S., 2015. Reliable Crop Identification with

Satellite Imagery in the Context of Common Agriculture Policy Subsidy Contro 9325–9346.
doi:10.3390/rs70709325

Skriver, H., 2012. Crop classification by multitemporal C- and L-band single- and dual-polarization and fully polarimetric SAR. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 2138–2149.
doi:10.1109/TGRS.2011.2172994

Skriver, H., Mattia, F., Satalino, G., Balenzano, A., Pauwels, V.R.N., Verhoest, N.E.C., Davidson, M., 2011. Crop Classification Using Short-Revisit Multitemporal SAR Data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 4, 423–431. doi:10.1109/JSTARS.2011.2106198

Skriver, H., Svendsen, M.T., Thomsen, A.G., 1999. Multitemporal C- and L-band polarimetric signatures of crops. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 37, 2413–2429. doi:10.1109/36.789639

Stankiewicz, K.A., 2006. The efficiency of crop recognition on ENVISAT ASAR images in two growing seasons. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44, 806–814.
doi:10.1109/TGRS.2006.864380

Torbick, N., Chowdhury, D., Salas, W., Qi, J., 2017. Monitoring rice agriculture across myanmar using time series Sentinel-1 assisted by Landsat-8 and PALSAR-2. *Remote Sens.* 9.
doi:10.3390/rs90201019

Torres, R., Snoeij, P., Geudtner, D., Bibby, D., Davidson, M., Attema, E., Potin, P., Rommen, Björn, Floury, N., Brown, M., Traver, I.N., Deghaye, P., Duesmann, B., Rosich, B., Miranda, N., Bruno, C., L'Abbate, M., Croci, R., Pietropaolo, A., Huchler, M., Rostan, F., 2012. GMES Sentinel-1 mission. *Remote Sens. Environ.* 120, 9–24. doi:10.1016/j.rse.2011.05.028

Tso, B., Mather, P.M., 1999. Crop discrimination using multi-temporal SAR imagery. *Int. J. Remote Sens.* 20, 2443–2460. doi:10.1080/014311699212119

Unión Europea, 2015. Copernicus: La mirada de Europa sobre la Tierra. doi:10.2873/2338

Veloso, A., Mermoz, S., Bouvet, A., Toan, T. Le, Planells, M., Dejoux, J., Ceschia, E., 2017. Remote Sensing of Environment Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. *Remote Sens. Environ.* 199, 415–426.
doi:10.1016/j.rse.2017.07.015

Vereecken, H., Weihermüller, L., Jonard, F., Montzka, C., 2012. Characterization of Crop Canopies and Water Stress Related Phenomena using Microwave Remote Sensing Methods: A Review. *Vadose Zo. J.* 11, 0. doi:10.2136/vzj2011.0138ra

Wang, D., Lin, H., Chen, J., Zhang, Y., Zeng, Q., 2010. Application of multi-temporal ENVISAT ASAR data to agricultural area mapping in the Pearl River Delta. *Int. J. Remote Sens.* 31, 1555–1572. doi:10.1080/01431160903475258

Whelen, T., Siqueira, P., 2017. Use of time-series L-band UAVSAR data for the classification of agricultural fields in the San Joaquin Valley. *Remote Sens. Environ.* 193, 216–224.
doi:10.1016/j.rse.2017.03.014

ANEXOS

ANEXO 1: SCRIPTS

A continuación se muestran los códigos de cada uno de los scripts creados en este trabajo con el fin de obtener todo el procesamiento de los datos, las distintas gráficas y la clasificación de los cultivos.

Script 1. Proceso_Navarra. Este script se utiliza para procesar los datos, obtener las curvas temporales y las matrices de separabilidad de Navarra.

```
#Script para el procesamiento de Los datos, cálculo de curvas temporales y matrices de separabilidad
##### NAVARRA #####

rm(list=ls(all=TRUE)) #Eliminar objetos de memoria
library(ggplot2)
library(latticeExtra)
library(reshape2)
library(lattice)
source("Distancia.R")

#####1.PROCESADO DE LOS DATOS#####

#Se indican Las variables de interés y Los índices a trabajar
VariablesInteres<-c('IDCultivo','IDCOMARCA','pixel_coun',"FID_INSPEC")
VariablesIndices<-c('VH','VV')

#Lectura del fichero de datos de Navarra en formato .txt
tabla_completa<-read.table("MEDIANA_103ASC_CULT.txt",header=T,sep="\t",dec=",") #Decimales separados por comas

#Lectura de los nombres de Las comarcas y Los cultivos para cada ID
cultivos_interes<-read.table("cultivos_interes.txt",header=T,sep="\t")
comarcas_navarra <-read.table("Comarcas.txt",header=T,sep="\t")
nombres_cultivos <- as.vector(cultivos_interes$Cultivo) #Transformar en vector Los nombres de Los cultivos

#Se filtran Las columnas que nos interesan (VariablesInteres, VariablesIndices)
tabla_datos_Interes <- tabla_completa[ ,VariablesInteres ]
Var_Indices_Concat=paste(VariablesIndices,collapse="|")
tabla_datos_Indices <- tabla_completa[ , grepl(Var_Indices_Concat, names( tabla_completa )) ]
tabla_datos<-cbind(tabla_datos_Interes,tabla_datos_Indices)

#Se obtiene el ratio entre VH/VV
tabla_datos_VH <- tabla_completa[ , grepl(VariablesIndices[1], names( tabla_completa )) ]
tabla_datos_VV <- tabla_completa[ , grepl(VariablesIndices[2], names( tabla_completa )) ]
tabla_Ind_Ratio<-tabla_datos_VH/tabla_datos_VV
colnames(tabla_Ind_Ratio)<-gsub(pattern = "VH", replacement = "Ratio",colnames(tabla_Ind_Ratio))
tabla_datos<-cbind(tabla_datos,tabla_Ind_Ratio)

#Una vez se disponen de todos Los datos se genera otra matriz con Los datos transformados en decibelios
tabla_datos_decibe<-cbind(tabla_datos_Interes,log10(tabla_datos_Indices)*10,log10(tabla_Ind_Ratio)*10)

#Se filtran Las parcelas con mas de 5 píxeles
tabla_datos_decibe_pixel<-subset(tabla_datos_decibe,pixel_coun > 5)

#Se eliminan Las filas que contienen NA's
tabla_datos_decibe_pixel_sinNA <- subset(tabla_datos_decibe_pixel,complete.cases(tabla_datos_decibe_pixel))

#Se obtiene el número de parcelas agricolas por cultivo y comarca:
nparcelas<-with(tabla_datos_decibe_pixel_sinNA,tapply(IDCultivo,list(IDCultivo,IDCOMARCA),length))
rownames(nparcelas)<-nombres_cultivos #Colocar Los nombres de Los cultivos a La tabla

#Se extraen Las fechas de medidas y se convierten a días respecto al 1/1/año
Nombres_VH<-colnames(tabla_datos)[grep("VH",colnames(tabla_datos))]
```



```

ind<-grepRaw(" ", Nombres_VH[1])
Fechas_chr<-substr(Nombres_VH,ind-6, ind-1)
Fechas <- as.Date(Fechas_chr, "%y%m%d")
Year<-format(as.Date(Fechas[1], format="%d/%m/%Y"),"%Y")
Fecha_Dias<- as.numeric(difftime(Fechas,as.Date(paste('1/9/',Year),"%d/%m/%Y") ,units="days"))

#####2.OBTENCIÓN DE CURVAS TEMPORALES####

#Se crea un bucle para recorrer cada índice por separado (VH, VV y ratio)
for(i in 1:(length(VariablesIndices)+1))
{
  if(i<3){
    Subfijo<-VariablesIndices[i]
    Variable_Selec<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
  }
  else{
    Subfijo<-"Ratio"
    Variable_Selec<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
  }
  Variable_Selec<-c(Variable_Selec, 'IDCultivo','IDCOMARCA','FID_INSPEC')

  #Se asigna a "Variable_Selec" los datos en decibelios para trabajar
  Variable_Selec <- tabla_datos_decibe_pixel_sinNA[ , Variable_Selec]
  #Se exporta la tabla con los datos de cada índice para utilizarlas en los scripts clasificador
  es
  write.table (Variable_Selec ,file = paste("Datos_dB_general_",Subfijo,".txt") , sep = "\t" , e
ol = "\n")
  #Después de exportar la tabla se elimina el campo FID_INSPEC
  Variable_Selec<-subset(Variable_Selec,select=c(-FID_INSPEC))

  #Preparación de la parte gráfica de cada cultivo
  for (j in 1:length(cultivos_interes$IDCultivo)){
    Media_Ind<-as.numeric(colMeans(subset(Variable_Selec,IDCultivo==j)))
    a<-Media_Ind[1:(length(Fecha_Dias))]
    b<-data.frame(Fecha_Dias,a)
    z<-subset(Variable_Selec,IDCultivo==j) #Subset con las parcelas del cultivo j
    w<-with(z,tapply(IDCultivo,IDCultivo,length)) #Numero de parcelas de ese cultivo

    #Cálculo de los cuartiles Q1 y Q3
    var_est<-subset(z,select=c(-IDCultivo,-IDCOMARCA))
    EstadisData<-data.frame(sapply(var_est[,1:length(Fecha_Dias)], quantile, 0.25, names=FALSE),
sapply(var_est[,1:length(Fecha_Dias)], quantile, 0.75, names=FALSE))
    colnames(EstadisData)<-c("Q1","Q3")

    #Representación de las curvas temporales para cada cultivo y cada índice
    if (Subfijo == "VH"){
      r <- ggplot(b, aes(x=Fecha_Dias, y=a,group=1)) +ggtitle(paste("Promedio Navarra:",cultivos
_interes$Cultivo[j])) +geom_line(size=0.1) +geom_point(size=0.04) + scale_x_discrete(name = "Día
s agrícolas",limits = b$Fecha_Dias, breaks=c("12","84","156","228","300","372"),drop = FALSE) +
scale_y_continuous(name = (bquote(paste(sigma[.(Subfijo)]," (dB)"))), limit=c(-26,-10)) + annota
te("text", x=100, y=-14,size=2,label=(paste("Nº parcelas: " , w))) + theme(axis.text.x = element
_text(angle=45, hjust=1, vjust=1,size=4),axis.text.y = element_text(size=4),plot.title = element
_text(size=6),axis.title.x=element_text(size=5),axis.title.y = element_text(size=5))
      r <- r + geom_ribbon(aes(ymin=EstadisData$Q1, ymax= EstadisData$Q3),alpha=0.2)
    } else if (Subfijo == "VV"){
      r <- ggplot(b, aes(x=Fecha_Dias, y=a,group=1)) +ggtitle(paste("Promedio Navarra:",cultivos
_interes$Cultivo[j])) +geom_line(size=0.1) +geom_point(size=0.04) + scale_x_discrete(name = "Día
s agrícolas",limits = b$Fecha_Dias, breaks=c("12","84","156","228","300","372"),drop = FALSE) +
scale_y_continuous(name = (bquote(paste(sigma[.(Subfijo)]," (dB)"))),limit=c(-20,-5)) + annotate
("text", x=100, y=-6,size=2,label=(paste("Nº parcelas: " , w))) + theme(axis.text.x = element_te
xt(angle=45, hjust=1, vjust=1,size=4),axis.text.y = element_text(size=4),plot.title = element_te
xt(size=6),axis.title.x=element_text(size=5),axis.title.y = element_text(size=5))
      r <- r + geom_ribbon(aes(ymin=EstadisData$Q1, ymax= EstadisData$Q3),alpha=0.2)
    } else {
      r <- ggplot(b, aes(x=Fecha_Dias, y=a,group=1)) +ggtitle(paste("Promedio Navarra:",cultivos
_interes$Cultivo[j])) +geom_line(size=0.1) +geom_point(size=0.04) + scale_x_discrete(name = "Día
s agrícolas",limits = b$Fecha_Dias, breaks=c("12","84","156","228","300","372"),drop = FALSE) +
scale_y_continuous(name = (bquote(paste(sigma["VH"],"/",sigma["VV"], "(dB)"))),limit=c(-14,-2))
+ annotate("text", x=100, y=-4.5,size=2,label=(paste("Nº parcelas: " , w))) + theme(axis.text.x
= element_text(angle=45, hjust=1, vjust=1,size=4),axis.text.y = element_text(size=4),plot.title
= element_text(size=6),axis.title.x=element_text(size=5),axis.title.y = element_text(size=5))
      r <- r + geom_ribbon(aes(ymin=EstadisData$Q1, ymax= EstadisData$Q3),alpha=0.2)
    }
  }
}

```

```

    }
    #Se guarda cada gráfica en un archivo .png
    ggsave((paste("Curva_Indice_",Subfijo,"_Cultivo_",j,".png")),height=5.56,width=4.91,units="cm",dpi=1000)
  }
}

#####3.OBTENCIÓN DE MATRICES DE SEPARABILIDAD#####

#Se calcula los datos de separabilidades para cada fecha y cada índice
for(i in 1:(length(VariablesIndices)+1)){
  if(i<3){
    Subfijo<-VariablesIndices[i]
    Nombres_Variable_Dist<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
  }
  else{
    Subfijo<-"Ratio"
    Nombres_Variable_Dist<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
  }

  MatrizDistancias<-cbind()
  Nombres_Variable_Dist<-c(Nombres_Variable_Dist, 'IDCultivo')
  Variable_Dist <- tabla_datos_decibe_pixel_sinNA[, Nombres_Variable_Dist]

  #Llamada de la funcion Distancia, que calcula las separabilidades entre cultivos para cada fecha
  Distancia_Valor<-Distancia(Variable_Dist)
  colnames(Distancia_Valor)<-paste(c(colnames(Distancia_Valor)), Subfijo)
  MatrizDistancias<-cbind(MatrizDistancias,Distancia_Valor)

  #Se crea una tabla con los datos de separabilidades de cultivos para cada fecha
  colnames(MatrizDistancias)<- c("Time","Crop_a","Crop_b","Dist")
  MatrizDistancias <- as.data.frame(MatrizDistancias)

  #Se crean matrices de separabilidad media y máxima entre cultivos a partir de la tabla anterior
  Matriz_Dist_Media <-matrix(nrow = max(cultivos_interes$IDCultivo),ncol = max(cultivos_interes$IDCultivo))
  rownames(Matriz_Dist_Media)<-nombres_cultivos
  colnames(Matriz_Dist_Media)<-nombres_cultivos
  Matriz_Dist_Max <-matrix(nrow = max(cultivos_interes$IDCultivo),ncol = max(cultivos_interes$IDCultivo))
  rownames(Matriz_Dist_Max)<-nombres_cultivos
  colnames(Matriz_Dist_Max)<-nombres_cultivos

  for (j in 1:max(cultivos_interes$IDCultivo)){
    for (k in 1:max(cultivos_interes$IDCultivo)){
      sep_a <- subset(MatrizDistancias,Crop_a==j)
      sep_b <-subset(sep_a,Crop_b==k)
      valor_sep_mean <-mean(sep_b$Dist)
      valor_sep_mean[is.nan(valor_sep_mean)]<-NA
      valor_sep_max <-max(sep_b$Dist)
      valor_sep_max[is.infinite(valor_sep_max)]<-NA
      Matriz_Dist_Media[j,k]<-valor_sep_mean
      Matriz_Dist_Max[j,k]<-valor_sep_max
    }
  }

  #Se exportan las matrices de separabilidad media a formato .txt
  write.table (round (Matriz_Dist_Media , digits = 3) ,file = paste("Matriz_Sep_Media_",Subfijo,".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")
  write.table (round (Matriz_Dist_Max , digits = 3) ,file = paste("Matriz_Sep_Maxima_",Subfijo,".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

  #Se crean unos gráficos de colores con las distancias medias y se guardan en png
  png(filename=(paste("Separabilidad_media_cultivos_",Subfijo,".png")),width=20,height=20,units="cm",res=500)
  myPanel <- function(x, y, z, ...) {
    panel.levelplot(x,y,z,...)
    panel.text(x, y,round(z,1))
  }
}

```

```

if (Subfijo == "Ratio"){
  u<-levelplot(Matriz_Dist_Media, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad media Navarra:",sigma["VH"],"/",sigma["VV"]))),cex=2), xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
}
else{
  u<-levelplot(Matriz_Dist_Media, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad media Navarra:",sigma[.(Subfijo)]))),cex=2), xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
}
print(u)
dev.off()

#Se hace lo mismo con las matrices de distancias máximas
png(filename=paste("Separabilidad_max_cultivos_",Subfijo,".png"),width=20,height=20,units="cm",res=500)
if (Subfijo == "Ratio"){
  v<-levelplot(Matriz_Dist_Max, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad máxima Navarra:",sigma["VH"],"/",sigma["VV"]))),cex=2), xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
}
else{
  v<-levelplot(Matriz_Dist_Max, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad máxima Navarra:",sigma[.(Subfijo)]))),cex=2), xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
}
print(v)
dev.off()
}

```

Script 2. Proceso_Comarcas. Este script se utiliza para procesar los datos, obtener las curvas temporales y las matrices de separabilidad de las comarcas

```
#Script para el procesamiento de Los datos, cálculo de curvas temporales y matrices de separabilidad
##### COMARCAS #####

rm(list=ls(all=TRUE)) #Eliminar objetos de memoria
library(ggplot2)
library(latticeExtra)
library(reshape2)
library(lattice)
source("Distancia.R")

##### 1.PROCESADO DE LOS DATOS #####

#Se indican Las variables de interés y Los índices a trabajar
VariablesInteres<-c('IDCultivo','IDCOMARCA','pixel_coun',"FID_INSPEC")
VariablesIndices<-c('VH','VV')

#Lectura del fichero de datos de Navarra en formato .txt
tabla_completa<-read.table("MEDIANA_103ASC_CULT.txt",header=T,sep="\t",dec=",") #Decimales separados por comas

#Lectura de Los nombres de Las comarcas y Los cultivos para cada ID
cultivos_interes<-read.table("cultivos_interes.txt",header=T,sep="\t")
comarcas_navarra <-read.table("Comarcas.txt",header=T,sep="\t")
nombres_cultivos <- as.vector(cultivos_interes$Cultivo) #Transformar en vector Los nombres de Los cultivos

#Se filtran Las columnas que nos interesan (VariablesInteres, VariablesIndices)
tabla_datos_Interes <- tabla_completa[ ,VariablesInteres ]
Var_Indices_Concat=paste(VariablesIndices,collapse="|")
tabla_datos_Indices <- tabla_completa[ , grepl(Var_Indices_Concat, names( tabla_completa )) ]
tabla_datos<-cbind(tabla_datos_Interes,tabla_datos_Indices)

#Se obtiene el ratio entre VH/VV
tabla_datos_VH <- tabla_completa[ , grepl(VariablesIndices[1], names( tabla_completa )) ]
tabla_datos_VV <- tabla_completa[ , grepl(VariablesIndices[2], names( tabla_completa )) ]
tabla_Ind_Ratio<-tabla_datos_VH/tabla_datos_VV
colnames(tabla_Ind_Ratio)<-gsub(pattern = "VH", replacement = "Ratio",colnames(tabla_Ind_Ratio))
tabla_datos<-cbind(tabla_datos,tabla_Ind_Ratio)

#Una vez se disponen de todos Los datos se genera otra matriz con Los datos transformados en decibelios
tabla_datos_decibe<-cbind(tabla_datos_Interes,log10(tabla_datos_Indices)*10,log10(tabla_Ind_Ratio)*10)

#Se filtran Las parcelas con mas de 5 píxeles
tabla_datos_decibe_pixel<-subset(tabla_datos_decibe,pixel_coun > 5)

#Se eliminan Las filas que contienen NA's
tabla_datos_decibe_pixel_sinNA <- subset(tabla_datos_decibe_pixel,complete.cases(tabla_datos_decibe_pixel))

#Se obtiene el número de parcelas agricolas por cultivo y comarca:
nparcelas<-with(tabla_datos_decibe_pixel_sinNA,tapply(IDCultivo,list(IDCultivo,IDCOMARCA),length))
rownames(nparcelas)<-nombres_cultivos #Colocar Los nombres de Los cultivos a La tabla

#Se extraen Las fechas de medidas y se convierten a días respecto al 1/1/año
Nombres_VH<-colnames(tabla_datos)[grep("VH",colnames(tabla_datos))]
ind<-grepRaw("_", Nombres_VH[1])
Fechas_chr<-substr(Nombres_VH[ind-6, ind-1])
Fechas <- as.Date(Fechas_chr, "%y%m%d")
Year<-format(as.Date(Fechas[1], format="%d/%m/%Y"),"%Y")
Fecha_Dias<- as.numeric(difftime(Fechas,as.Date(paste('1/9/',Year),"%d/%m/%Y") ,units="days"))

##### 2.OBTENCIÓN DE CURVAS TEMPORALES #####

#Se crea un bucle para recorrer cada índice por separado (VH, VV y ratio)
for(i in 1:(length(VariablesIndices)+1))
```

```
{
  if(i<3){
    Subfijo<-VariablesIndices[i]
    Variable_Selec<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
  }
  else{
    Subfijo<-"Ratio"
    Variable_Selec<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
  }
  Variable_Selec<-c(Variable_Selec, 'IDCultivo','IDCOMARCA')

  #Se asigna a "Variable_Selec" los datos en decibelios para trabajar
  Variable_Selec <- tabla_datos_decibe_pixel_sinNA[ , Variable_Selec]

  #Preparación de la parte gráfica de cada cultivo
  for (j in 1:length(cultivos_interes$IDCultivo)){

    #Se crea una nueva variable con el cultivo j
    var_selec_2<-subset(Variable_Selec,IDCultivo==j)

    #Se calculan los datos de ese cultivo en cada comarca
    for (k in 1:length(comarcas_navarra$IDCOMARCA))
    {
      subsetcomarca<-subset(var_selec_2,IDCOMARCA==k) #Comprobar si la comarca tiene parcelas
      if (nrow(subsetcomarca) == 0){
        subsetcomarca <-subsetcomarca #En caso de que no tenga parcelas, poner una condicion para que no haga nada
      }
      else {
        Media_Ind<-as.numeric(colMeans(subset(var_selec_2,IDCOMARCA==k)))
        z<-subset(var_selec_2,IDCOMARCA==k) ##Subset con las parcelas del cultivo j y la comarca k
        w<-with(z,tapply(IDCultivo,IDCultivo,length)) #Numero parcelas de ese cultivo en esa comarca
        a<-Media_Ind[1:(length(Fecha_Dias))]
        b<-data.frame(Fecha_Dias,a)

        #Cálculo de los cuartiles Q1 y Q3
        var_est<-subset(z,select=c(-IDCultivo,-IDCOMARCA))
        EstadisData<-data.frame(sapply(var_est[,1:length(Fecha_Dias)], quantile, 0.25, names=FALSE),sapply(var_est[,1:length(Fecha_Dias)], quantile, 0.75, names=FALSE))
        colnames(EstadisData)<-c("Q1","Q3")

        #Representacion de las curvas temporales para cada cultivo y cada índice
        if (Subfijo == "VH"){
          r <- ggplot(b, aes(x=Fecha_Dias, y=a,group=1)) +ggtitle(paste("Promedio Comarca ",comarcas_navarra$IDCOMARCA[k],":",cultivos_interes$Cultivo[j])) +geom_line(size=0.1) +geom_point(size=0.04) + scale_x_discrete(name = "Días agrícolas",limits = b$Fecha_Dias, breaks=c("12","84","156","228","300","372"),drop = FALSE) + scale_y_continuous(name = (bquote(paste(sigma[.(Subfijo)], "(dB)"))), limit=c(-26,-10)) + annotate("text", x=100, y=-14,size=2,label=(paste("Nº parcelas: ", w))) + theme(axis.text.x = element_text(angle=45, hjust=1, vjust=1,size=4),axis.text.y = element_text(size=4),plot.title = element_text(size=6),axis.title.x=element_text(size=5),axis.title.y = element_text(size=5))
          r <- r + geom_ribbon(aes(ymin=EstadisData$Q1, ymax= EstadisData$Q3),alpha=0.2)
        } else if (Subfijo == "VV"){
          r <- ggplot(b, aes(x=Fecha_Dias, y=a,group=1)) +ggtitle(paste("Promedio Comarca ",comarcas_navarra$IDCOMARCA[k],":",cultivos_interes$Cultivo[j])) +geom_line(size=0.1) +geom_point(size=0.04) + scale_x_discrete(name = "Días agrícolas",limits = b$Fecha_Dias, breaks=c("12","84","156","228","300","372"),drop = FALSE) + scale_y_continuous(name = (bquote(paste(sigma["VH"],"/",sigma["VV"], "(dB)"))),limit=c(-20,-5)) + annotate("text", x=100, y=-6,size=2,label=(paste("Nº parcelas: ", w))) + theme(axis.text.x = element_text(angle=45, hjust=1, vjust=1,size=4),axis.text.y = element_text(size=4),plot.title = element_text(size=6),axis.title.x=element_text(size=5),axis.title.y = element_text(size=5))
          r <- r + geom_ribbon(aes(ymin=EstadisData$Q1, ymax= EstadisData$Q3),alpha=0.2)
        } else {
          r <- ggplot(b, aes(x=Fecha_Dias, y=a,group=1)) +ggtitle(paste("Promedio Comarca ",comarcas_navarra$IDCOMARCA[k],":",cultivos_interes$Cultivo[j])) +geom_line(size=0.1) +geom_point(size=0.04) + scale_x_discrete(name = "Días agrícolas",limits = b$Fecha_Dias, breaks=c("12","84","156","228","300","372"),drop = FALSE) + scale_y_continuous(name = (bquote(paste(sigma["VH"],"/",sigma["VV"], "(dB)"))),limit=c(-14,-2)) + annotate("text", x=100, y=-4.5,size=2,label=(paste("Nº parcelas: ", w))) + theme(axis.text.x = element_text(angle=45, hjust=1, vjust=1,size=4),axis.text.y = element_text(size=4),plot.title = element_text(size=6),axis.title.x=element_text(size=5),axis.title.y = element_text(size=5))
          r <- r + geom_ribbon(aes(ymin=EstadisData$Q1, ymax= EstadisData$Q3),alpha=0.2)
        }
      }
    }
  }
}
```

```

    }
    #Se guarda cada gráfica en un archivo .png
    ggsave((paste("Curva_Indice_", Subfijo, "_Cultivo_", j, "_Comarca_", k, ".png")), height=5.56, width=4.91, units="cm", dpi=1000)
  }
}
}
## Warning: Removed 1 rows containing missing values (geom_point).

##### 3.OBTENCIÓN DE MATRICES DE SEPARABILIDAD #####

#Se calcula los datos de separabilidades para cada fecha y cada índice
for (i in 1:length(comarcas_navarra$IDCOMARCA)){
  Variable_comarca<- subset(tabla_datos_decibe_pixel_sinNA, IDCOMARCA==i)
  for (j in 1:(length(VariablesIndices)+1)){
    if(j<3){
      Subfijo<-VariablesIndices[j]
      Nombres_Variable_Dist<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
    }
    else {
      Subfijo<-"Ratio"
      Nombres_Variable_Dist<-colnames(tabla_datos)[grep(Subfijo,colnames(tabla_datos))]
    }

    MatrizDistancias<-cbind()
    Nombres_Variable_Dist<-c(Nombres_Variable_Dist, 'IDCultivo')
    Variable_Dist <- Variable_comarca[, Nombres_Variable_Dist]

    #Llamada de la funcion Distancia, que calcula las separabilidades entre cultivos para cada fecha
    Distancia_Valores<-Distancia(Variable_Dist)
    colnames(Distancia_Valores)<-paste (c(colnames(Distancia_Valores)), Subfijo)
    MatrizDistancias<-Distancia_Valores

    #Se crea una tabla con los datos de separabilidades de cultivos para cada fecha
    colnames(MatrizDistancias)<- c("Time", "Crop_a", "Crop_b", "Dist")
    MatrizDistancias <- as.data.frame(MatrizDistancias)

    #Se crean matrices de separabilidad media y máxima entre cultivos a partir de la tabla anterior
    Matriz_Dist_Media <-matrix(nrow = max(cultivos_interes$IDCultivo), ncol = max(cultivos_interes$IDCultivo))
    rownames(Matriz_Dist_Media)<-nombres_cultivos
    colnames(Matriz_Dist_Media)<-nombres_cultivos
    Matriz_Dist_Max <-matrix(nrow = max(cultivos_interes$IDCultivo), ncol = max(cultivos_interes$IDCultivo))
    rownames(Matriz_Dist_Max)<-nombres_cultivos
    colnames(Matriz_Dist_Max)<-nombres_cultivos

    for (k in 1:max(cultivos_interes$IDCultivo)){
      for (l in 1:max(cultivos_interes$IDCultivo)){
        sep_a <- subset(MatrizDistancias, Crop_a==k)
        sep_b <-subset(sep_a, Crop_b==l)
        valor_sep_mean <-mean(sep_b$Dist)
        valor_sep_mean[is.nan(valor_sep_mean)]<-NA
        valor_sep_max <-max(sep_b$Dist)
        valor_sep_max[is.infinite(valor_sep_max)]<-NA
        valor_sep_max[is.nan(valor_sep_max)]<-NA
        Matriz_Dist_Media[k,l]<-valor_sep_mean
        Matriz_Dist_Max[k,l]<-valor_sep_max
      }
    }

    #Se exportan las matrices de separabilidad media a formato .txt
    write.table (round (Matriz_Dist_Media , digits = 3) , file = paste("Matriz_Sep_Media_", Subfijo, "_comarca_", i, ".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")
    write.table (round (Matriz_Dist_Max , digits = 3) , file = paste("Matriz_Sep_Maxima_", Subfijo, "_comarca_", i, ".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

    #Se crean unos gráficos de colores con las distancias medias y se guardan en png
    png(filename=paste("Separabilidad_media_cultivos_", Subfijo, "_comarca_", i, ".png"), width=20, height=20, units="cm", res=500)
    myPanel <- function(x, y, z, ...) {

```

```

    panel.levelplot(x,y,z,...)
    panel.text(x, y,round(z,1))
  }
  if (Subfijo == "Ratio"){
    u<-levelplot(Matriz_Dist_Media, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad media Comarca ",.(i),": ",sigma["VH"],"/",sigma["VV"]))),cex=2, xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
  }
  else{
    u<-levelplot(Matriz_Dist_Media, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad media Comarca ",.(i),": ",sigma[.(Subfijo)]))),cex=2, xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
  }
  print(u)
  dev.off()

  #Se hace lo mismo con Las matrices de distancias máximas
  png(filename=(paste("Separabilidad_maxima_cultivos_",Subfijo,"_comarca_",i,".png")),width=20,height=20,units="cm",res=500)
  if (Subfijo == "Ratio"){
    v<-levelplot(Matriz_Dist_Max, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad máxima Comarca ",.(i),": ",sigma["VH"],"/",sigma["VV"]))),cex=2, xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
  }
  else{
    v<-levelplot(Matriz_Dist_Max, panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Matriz de separabilidad máxima Comarca ",.(i),": ",sigma[.(Subfijo)]))),cex=2, xlab="", ylab="", at=seq(0,2,0.2))
  }
  print(v)

  dev.off()
}
}

```


Script 3. Clasificacion_Navarra. Este script se utiliza para clasificar los cultivos de Navarra y obtener las matrices de confusión para σ_{VH} , σ_{VV} y σ_{VH}/σ_{VV}

```
#Script para la clasificación de cultivos
##### NAVARRA #####

rm(list=ls(all=TRUE))
library(hydroGOF)
library(lattice)

#Lectura de los tres ficheros generados a partir del script "Proceso_Navarra.R"
parcelas_dB_VH<-read.table("Datos_dB_general_ VH .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_VV<-read.table("Datos_dB_general_ VV .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_Ratio<-read.table("Datos_dB_general_ Ratio .txt",header=T,sep="\t",dec=".")

#Lectura del fichero de cultivos de interés
cultivos_interes<-read.table("cultivos_interes.txt",header=T,sep="\t")
nombres_cultivos <- as.vector(cultivos_interes$Cultivo)

#Se indican las variables de interés y los índices a trabajar
VariablesInteres<-c('IDCultivo')

#Se extraen las fechas de medidas y se convierten a días respecto al 1/1/año
Nombres_VH<-colnames(parcelas_dB_VH)[grep("VH",colnames(parcelas_dB_VH))]
ind<-grepRaw("_", Nombres_VH[1])
Fechas_chr<-substr(Nombres_VH[ind-6, ind-1])
Fechas <- as.Date(Fechas_chr, "%y%m%d")
Year<-format(as.Date(Fechas[1], format="%d/%m/%Y"),"%Y")
Fecha_Dias<- as.numeric(difftime(Fechas,as.Date(paste('1/9/',Year),"%d/%m/%Y") ,units="days"))

#Se elige manualmente uno de los índices a trabajar: VH, VV o Ratio
parcelas_dB <- subset(parcelas_dB_Ratio, select=c(-IDCOMARCA,-FID_INSPEC)) #Cambiar índice
Subfijo <- "Ratio" #Cambiar índice

##### 1.CLASIFICACION #####

#Se crean los subsets de entrenamiento y test de manera balanceada, es decir, con un reparto equitativo de cada cultivo en cada subset
#El subset de entrenamiento tiene 2/3 de la muestra y el de test 1/3
pos_train=1
pos_test=1
matriz_train<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
colnames(matriz_train)<-colnames(parcelas_dB)
matriz_test<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
colnames(matriz_test)<-colnames(parcelas_dB)
for (i in 1:length(cultivos_interes$IDCultivo)){
  parcelas_dB_cultivo<-subset(parcelas_dB,IDCultivo==i)
  set.seed(111)
  index <- sample(1:nrow(parcelas_dB_cultivo),round((2/3)*nrow(parcelas_dB_cultivo)))
  train <- parcelas_dB_cultivo[index,]
  test <- parcelas_dB_cultivo[-index,]
  for (j in 1:nrow(train)){
    matriz_train[pos_train,]<-as.vector(as.numeric(train[j,]))
    pos_train = pos_train+1
  }
  for (j in 1:nrow(test)){
    matriz_test[pos_test,]<-as.vector(as.numeric(test[j,]))
    pos_test = pos_test+1
  }
}

#Se transforman los subsets en data.frame
train<-as.data.frame(subset(matriz_train,complete.cases(matriz_train)))
test<-as.data.frame(subset(matriz_test,complete.cases(matriz_test)))

#A partir del subset de train se construyen las curvas medias de retrodispersión de cada cultivo
pos = 1
Matriz_indices_medios<-matrix(nrow=(max(parcelas_dB$IDCultivo)),ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
for (i in 1:(max(parcelas_dB$IDCultivo))){
  var_selec<-subset(train,IDCultivo==i)
  Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
}
```

```

Matriz_indices_medios[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
pos = pos+1
}
colnames(Matriz_indices_medios)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")

#Se realiza La clasificación de todas las parcelas de test con los tres estadísticos seleccionados
resultados <- matrix(nrow=nrow(test),ncol=4)
colnames(resultados)<-c("NSE","R2","RMSE","IDCultivo")
for (i in 1:nrow(test))
{
  resultados_cultivos <-matrix(nrow=max(parcelas_db$IDCultivo),ncol=3)
  colnames(resultados_cultivos)<-c("NSE","R2","RMSE")
  for (j in 1:length(cultivos_interes$IDCultivo))
  {
    #Se construye una tabla para cada parcela de test que contiene dos columnas: la de valores medios y la de valores observados
    valores_medios_train <- Matriz_indices_medios[j,]
    valores_medios_train<-valores_medios_train[-c(length(valores_medios_train))]
    valores_test <- test[i,]
    valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
    tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),ncol=2)
  )
  colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
  tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)

  #A partir de esta table se calculan los estadísticos
  #NSE
  u<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
  #R2
  func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
  v<-summary(func_r2)$r.squared
  #RMSE
  w<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)

  #Se guardan los resultados en un vector y se copian a la tabla de resultados de cultivo
  vector_resultados<-c(u,v,w)
  resultados_cultivos[j,]<-vector_resultados
}
#Se guarda el ID de cultivo que minimizan el NSE y el RMSE, y que maximiza el R2
resultados[i,]<-c(which.max(resultados_cultivos[, "NSE"]),which.max(resultados_cultivos[, "R2"]),which.min(resultados_cultivos[, "RMSE"]),test[i, "IDCultivo"])
}
resultados_frame <- as.data.frame(resultados)
cultivos_total<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,IDCultivo,length))

##### 2.MATRICES DE CONFUSIÓN #####

#NSE
clasificacion_NSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(NSE,IDCultivo),length))
colnames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
clasificacion_NSE[is.na(clasificacion_NSE)]<-0
write.table(clasificacion_NSE ,file = paste("Matriz_confusion_NSE_",Subfijo,".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

#R2
clasificacion_R2<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(R2,IDCultivo),length))
colnames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
clasificacion_R2[is.na(clasificacion_R2)]<-0
write.table(clasificacion_R2 ,file = paste("Matriz_confusion_R2_",Subfijo,".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

#RMSE
clasificacion_RMSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(RMSE,IDCultivo),length))
colnames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
clasificacion_RMSE[is.na(clasificacion_RMSE)]<-0
write.table(clasificacion_RMSE ,file = paste("Matriz_confusion_RMSE_",Subfijo,".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

```

3. CÁLCULO DE LA PRECISIÓN DE LOS RESULTADOS

```
#Cálculo del número de parcelas total para calcular producer's accuracy y user's accuracy
Total_parcelas_producer_NSE<-colSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_producer_R2<-colSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_producer_RMSE<-colSums(clasificacion_RMSE)
Total_parcelas_user_NSE<-rowSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_user_R2<-rowSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_user_RMSE<-rowSums(clasificacion_RMSE)

#Cálculo de la tabla de resultados de producer's accuracy
Producers_Accuracy <-matrix(nrow=15,ncol=4)
colnames(Producers_Accuracy)<-c("Cultivo", "PA_NSE", "PA_R2", "PA_RMSE")
for (i in 1:15){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[i,i]/Total_parcelas_producer_NSE[i])*100
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[i,i]/Total_parcelas_producer_R2[i])*100
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[i,i]/Total_parcelas_producer_RMSE[i])*100
  cultivo <-nombres_cultivos[i]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Producers_Accuracy[i,]<-vector_coef
}

#Cálculo de la tabla de resultados de users's accuracy
Users_Accuracy <-matrix(nrow=15,ncol=4)
colnames(Users_Accuracy)<-c("Cultivo", "UA_NSE", "UA_R2", "UA_RMSE")
for (i in 1:15){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[i,i]/Total_parcelas_user_NSE[i])*100
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[i,i]/Total_parcelas_user_R2[i])*100
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[i,i]/Total_parcelas_user_RMSE[i])*100
  cultivo <-nombres_cultivos[i]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Users_Accuracy[i,]<-vector_coef
}

Users_Accuracy<-subset(Users_Accuracy,select=c(-1))

#Construcción de la tabla con los resultados de Producer's Accuracy y User's Accuracy
resultados_final<-data.frame(Producers_Accuracy,Users_Accuracy)
resultados_final2<-subset(resultados_final,select=c(-Cultivo))
resultados_final_matriz<-as.matrix(resultados_final2)
colnames(resultados_final_matriz) <-c("PA_NSE (%)", "PA_R2 (%)", "PA_RMSE (%)", "UA_NSE (%)", "UA_R2 (%)", "UA_RMSE (%)")
rownames(resultados_final_matriz)<-nombres_cultivos

myPanel <- function(x, y, z, ...) {
  panel.levelplot(x,y,z,...)
  panel.text(x, y,round(z,0))
}
if (Subfijo == "VH"){
  uc<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot
=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Resultados de clasificación Nav
arra: ", sigma[(Subfijo)])),cex=1.75), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))
} else if (Subfijo == "VV"){
  uc<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot
=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Resultados de clasificación Nav
arra: ", sigma[(Subfijo)])),cex=1.75), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))
} else {
  uc<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot
=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Resultados de clasificación Nav
arra: ", sigma["VH"],"/",sigma["VV"])),cex=1.75), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))
}

#Se exportan las tablas en formato .png y .txt
png(filename=paste("Resultados_clasificacion_",Subfijo,".png"),width=16.5, height=20,units="cm",
res=1000)
print(u)
dev.off()
## png
## 2

write.table (resultados_final, file = paste("Resultados_clasificacion_",Subfijo,".txt") , sep =
"\t" , eol = "\n")
```

Script 4. Clasificacion_Comarcas. Este script se utiliza para clasificar los cultivos por comarcas y obtener las matrices de confusión para σ_{VH} , σ_{VV} y σ_{VH}/σ_{VV}

```
#Script para la clasificación de cultivos
##### COMARCAS #####

rm(list=ls(all=TRUE))
library(hydroGOF)
library(lattice)

#Lectura de los tres ficheros generados a partir del script "Proceso_Navarra.R"
parcelas_dB_VH<-read.table("Datos_dB_general_ VH .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_VV<-read.table("Datos_dB_general_ VV .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_Ratio<-read.table("Datos_dB_general_ Ratio .txt",header=T,sep="\t",dec=".")

#Lectura del fichero de cultivos de interés
cultivos_interes<-read.table("cultivos_interes.txt",header=T,sep="\t")
comarcas_navarra <-read.table("Comarcas.txt",header=T,sep="\t")

#Se indican las variables de interés y los índices a trabajar
VariablesInteres<-c('IDCultivo')

#Se extraen las fechas de medidas y se convierten a días respecto al 1/1/año
Nombres_VH<-colnames(parcelas_dB_VH)[grep("VH",colnames(parcelas_dB_VH))]
ind<-grepRaw("_", Nombres_VH[1])
Fechas_chr<-substr(Nombres_VH[ind-6, ind-1])
Fechas <- as.Date(Fechas_chr, "%y%m%d")
Year<-format(as.Date(Fechas[1], format="%d/%m/%Y"),"%Y")
Fecha_Dias<- as.numeric(difftime(Fechas,as.Date(paste('1/9/',Year),"%d/%m/%Y") ,units="days"))

#Se guarda en un vector los nombres de todos los cultivos
matriz_cultivos <- as.matrix(cultivos_interes)
cultivos_vector <-as.vector(matriz_cultivos[, "Cultivo"])

#Se elige manualmente uno de los índices a trabajar: VH, VV o Ratio
parcelas<-subset(parcelas_dB_VH,select=c(-FID_INSPEC)) #Cambiar índice
Subfijo <- "VH" #Cambiar índice

##### 1.CLASIFICACION #####

#El proceso se realiza comarca a comarca
for (i in 1:(length(comarcas_navarra$IDCOMARCA))){
  parcelas_dB<-subset(parcelas,IDCOMARCA==i)
  parcelas_dB<-subset(parcelas_dB, select=c(-IDCOMARCA))

  #Para cada comarca se guardan los cultivos que tienen más de tres parcelas. Se trabajará con e
  llos
  parcelas_mayor_3 <-as.numeric(as.vector(as.data.frame(table(parcelas_dB$IDCultivo))$Var1[(as.
  data.frame(table(parcelas_dB$IDCultivo))$Freq>3]))

  #Se crean los subsets de entrenamiento y test de manera balanceada, es decir, con un reparto e
  quitativo de cada cultivo en cada subset
  #El subset de entrenamiento tiene 2/3 de la muestra y el de test 1/3
  pos_train=1
  pos_test=1
  matriz_train<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
  colnames(matriz_train)<-colnames(parcelas_dB)
  matriz_test<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
  colnames(matriz_test)<-colnames(parcelas_dB)
  for (j in parcelas_mayor_3){
    parcelas_dB_cultivo<-subset(parcelas_dB,IDCultivo==j)
    set.seed(111)
    index <- sample(1:nrow(parcelas_dB_cultivo),round((2/3)*nrow(parcelas_dB_cultivo)))
    train <- parcelas_dB_cultivo[index,]
    test <- parcelas_dB_cultivo[-index,]
    for (k in 1:nrow(train)){
      matriz_train[pos_train,]<-as.vector(as.numeric(train[k,]))
      pos_train = pos_train+1
    }
    for (k in 1:nrow(test)){
      matriz_test[pos_test,]<-as.vector(as.numeric(test[k,]))
    }
  }
}
```

```

    pos_test = pos_test+1
  }
}
#Se transforman Los subsets en data.frame
train<-as.data.frame(subset(matriz_train,complete.cases(matriz_train)))
test<-as.data.frame(subset(matriz_test,complete.cases(matriz_test)))

#A partir del subset de train se construyen Las curvas medias de retrodispersion de cada cultivo
vo
pos = 1
Matriz_indices_medios<-matrix(nrow=15,ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
for (j in 1:(max(cultivos_interes$IDCultivo))){
  var_selec<-subset(train,IDCultivo==j)
  Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
  Matriz_indices_medios[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
  pos = pos+1
}
colnames(Matriz_indices_medios)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")

#Se realiza La clasificación de todas Las parcelas de test con Los tres estadísticos seleccionados
resultados <- matrix(nrow=nrow(test),ncol=4)
colnames(resultados)<-c("NSE","R2","RMSE","IDCultivo")
for (j in 1:nrow(test))
{
  resultados_cultivos <-matrix(nrow=15,ncol=3)
  colnames(resultados_cultivos)<-c("NSE","R2","RMSE")
  for (k in parcelas_mayor_3){
    #Se construye una tabla para cada parcela de test que contiene dos columnas: La de valores medios y la de valores observados
    valores_medios_train <- Matriz_indices_medios[k,]
    valores_medios_train<-valores_medios_train[-c((length(valores_medios_train)))]
    valores_test <- test[j,]
    valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
    tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),ncol=2)
    colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
    tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)

    #A partir de esta table se calculan Los estadísticos
    #NSE
    u<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
    #R2
    func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
    v<-summary(func_r2)$r.squared
    #RMSE
    w<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)

    #Se guardan Los resultados en un vector y se copian a La tabla de resultados de cultivo
    vector_resultados<-c(u,v,w)
    resultados_cultivos[k,]<-vector_resultados
  }
  #Se guarda el ID de cultivo que minimizan el NSE y el RMSE, y que maximiza el R2
  resultados[j,]<-c(which.max(resultados_cultivos[, "NSE"]),which.max(resultados_cultivos[, "R2"]),which.min(resultados_cultivos[, "RMSE"]),test[j, "IDCultivo"])
}
resultados_frame <- as.data.frame(resultados)
cultivos_total<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,IDCultivo,length))

#Se almacena en un vector Los nombres de Los cultivos con más de tres parcelas
nombres_cultivos <-cultivos_vector[parcelas_mayor_3]

##### 2.MATRICES DE CONFUSIÓN #####

#NSE
clas_NSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(NSE,IDCultivo),length))
Valores_Unicos_NSE<-sort(unique(resultados_frame$NSE))
#Se define una matriz vacia de Nan con Las dimensiones de parcelas_mayor_3 ("Ejemplo") y se completa según Los cultivos detectados
clasificacion_NSE <- matrix(nrow=ncol(clas_NSE),ncol=ncol(clas_NSE))
clasificacion_NSE[(c(parcelas_mayor_3) %in% c(Valores_Unicos_NSE)),]<-clas_NSE

```

```

clasificacion_NSE[is.na(clasificacion_NSE)]<-0
colnames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
write.table(clasificacion_NSE ,file = paste("Matriz_confusion_NSE_",Subfijo,"_comarca_",i,".txt"
t") , sep = "\t" , eol = "\n")

#R2
clas_R2<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(R2,IDCultivo),length))
Valores_Unicos_R2<-sort(unique(resultados_frame$R2))
clasificacion_R2 <- matrix(nrow=ncol(clas_NSE),ncol=ncol(clas_R2))
clasificacion_R2[(c(parcelas_mayor_3) %in% c(Valores_Unicos_R2)),]<-clas_R2
clasificacion_R2[is.na(clasificacion_R2)]<-0
colnames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
write.table(clasificacion_R2 ,file = paste("Matriz_confusion_R2_",Subfijo,"_comarca_",i,".txt"
) , sep = "\t" , eol = "\n")

#RMSE
clas_RMSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(RMSE,IDCultivo),length))
Valores_Unicos_RMSE<-sort(unique(resultados_frame$RMSE))
clasificacion_RMSE <- matrix(nrow=ncol(clas_RMSE),ncol=ncol(clas_RMSE))
clasificacion_RMSE[(c(parcelas_mayor_3) %in% c(Valores_Unicos_RMSE)),]<-clas_RMSE
clasificacion_RMSE[is.na(clasificacion_RMSE)]<-0
colnames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
write.table(clasificacion_RMSE ,file = paste("Matriz_confusion_RMSE_",Subfijo,"_comarca_",i,".
txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

#####3.CÁLCULO DE LA PRECISIÓN DE LOS RESULTADOS#####

#Cálculo del número de parcelas total para calcular producer's accuracy y user's accuracy
Total_parcelas_producer_NSE<-colSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_producer_R2<-colSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_producer_RMSE<-colSums(clasificacion_RMSE)
Total_parcelas_user_NSE<-rowSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_user_R2<-rowSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_user_RMSE<-rowSums(clasificacion_RMSE)

#Cálculo de la tabla de resultados de producer's accuracy
Producers_Accuracy <-matrix(nrow=length(parcelas_mayor_3),ncol=4)
colnames(Producers_Accuracy)<-c("Cultivo","PA_NSE","PA_R2","PA_RMSE")
for (j in 1:length(parcelas_mayor_3)){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[j,j]/Total_parcelas_producer_NSE[j])*100
  coef_NSE[is.nan(coef_NSE)]<-0
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[j,j]/Total_parcelas_producer_R2[j])*100
  coef_R2[is.nan(coef_R2)]<-0
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[j,j]/Total_parcelas_producer_RMSE[j])*100
  coef_RMSE[is.nan(coef_RMSE)]<-0
  cultivo <-nombres_cultivos[j]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Producers_Accuracy[j,<-vector_coef
}

#Cálculo de la tabla de resultados de users's accuracy
Users_Accuracy <-matrix(nrow=length(parcelas_mayor_3),ncol=4)
colnames(Users_Accuracy)<-c("Cultivo","UA_NSE","UA_R2","UA_RMSE")
for (j in 1:length(parcelas_mayor_3)){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[j,j]/Total_parcelas_user_NSE[j])*100
  coef_NSE[is.nan(coef_NSE)]<-0
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[j,j]/Total_parcelas_user_R2[j])*100
  coef_R2[is.nan(coef_R2)]<-0
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[j,j]/Total_parcelas_user_RMSE[j])*100
  coef_RMSE[is.nan(coef_RMSE)]<-0
  cultivo <-nombres_cultivos[j]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Users_Accuracy[j,<-vector_coef
}

Users_Accuracy<-subset(Users_Accuracy,select=c(-1))

#Construcción de la tabla con los resultados de Producer's Accuracy y User's Accuracy
resultados_final<-data.frame(Producers_Accuracy,Users_Accuracy)

```



```

resultados_final2<-subset(resultados_final,select=c(-Cultivo))
resultados_final_matriz<-as.matrix(resultados_final2)
colnames(resultados_final_matriz) <-c("PA_NSE (%)", "PA_R2 (%)", "PA_RMSE (%)", "UA_NSE (%)", "UA_
R2 (%)", "UA_RMSE (%)")
rownames(resultados_final_matriz)<-nombres_cultivos

myPanel <- function(x, y, z, ...) {
  panel.levelplot(x,y,z,...)
  panel.text(x, y,round(z,0))
}

if (Subfijo == "VH"){
  u<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(r
ot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Resultados de clasificacion C
omarca ",.(i),": ", sigma[.(Subfijo)])),cex=1.75), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))
} else if (Subfijo == "VV"){
  u<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(r
ot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Resultados de clasificacion C
omarca ",.(i),": ", sigma[.(Subfijo)])),cex=1.75), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))
} else {
  u<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(r
ot=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(bquote(paste("Resultados de clasificacion C
omarca ",.(i),": ", sigma["VH"],"/",sigma["VV"])),cex=1.75), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))
}

#Se exportan las tablas en formato .png y .txt
png(filename=paste("Resultados_clasificacion_",Subfijo,"_comarca_",i,".png"),width=16.5, heigh
t=20,units="cm",res=1000)
print(u)
write.table (resultados_final, file = paste("Resultados_clasificacion_",Subfijo,"_comarca_",i,
".txt") , sep = "\t" , eol = "\n")
dev.off()
}

```


Script 5. Clasificacion_Navarra_Asignacion_global. Este script se utiliza para clasificar los cultivos de Navarra y obtener las matrices de confusión para σ_{medios}

```
#Script para la clasificación de cultivos con los índices medios
##### NAVARRA #####

rm(list=ls(all=TRUE))
library(hydroGOF)

## Loading required package: zoo

##
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':
##
##   as.Date, as.Date.numeric

library(lattice)

#Lectura de los tres ficheros generados a partir del script "Proceso_Navarra.R"
parcelas_dB_VH<-read.table("Datos_dB_general_ VH .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_VV<-read.table("Datos_dB_general_ VV .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_Ratio<-read.table("Datos_dB_general_ Ratio .txt",header=T,sep="\t",dec=".")

#Archivo conjunto con VH, VV y Ratio
parcelas_dB_VH2<-subset(parcelas_dB_VH,select=c(-IDCultivo,-IDCOMARCA,-FID_INSPEC))
parcelas_dB_VV2<-subset(parcelas_dB_VV,select=c(-IDCultivo,-IDCOMARCA,-FID_INSPEC))
parcelas_dB<-data.frame(parcelas_dB_VH2,parcelas_dB_VV2,parcelas_dB_Ratio)

#Lectura del fichero de cultivos de interés
cultivos_interes<-read.table("cultivos_interes.txt",header=T,sep="\t")
nombres_cultivos <- as.vector(cultivos_interes$Cultivo)

#Se indican las variables de interés y los índices a trabajar
VariablesInteres<-c('IDCultivo')
VariablesIndices<-c('VH','VV','Ratio')

#Se extraen las fechas de medidas y se convierten a días respecto al 1/1/año
Nombres_VH<-colnames(parcelas_dB_VH)[grep("VH",colnames(parcelas_dB_VH))]
ind<-grepRaw("-", Nombres_VH[1])
Fechas_chr<-substr(Nombres_VH[ind-6, ind-1])
Fechas <- as.Date(Fechas_chr, "%y%m%d")
Year<-format(as.Date(Fechas[1], format="%d/%m/%Y"),"%Y")
Fecha_Dias<- as.numeric(difftime(Fechas,as.Date(paste('1/9/',Year),"%d/%m/%Y") ,units="days"))

##### 1.CLASIFICACION #####

#Se crean los subsets de entrenamiento y test de manera balanceada, es decir, con un reparto equitativo de cada cultivo en cada subset
#El subset de entrenamiento tiene 2/3 de la muestra y el de test 1/3
pos_train=1
pos_test=1
matriz_train<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
colnames(matriz_train)<-colnames(parcelas_dB)
matriz_test<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
colnames(matriz_test)<-colnames(parcelas_dB)
for (i in 1:length(cultivos_interes$IDCultivo)){
  parcelas_dB_cultivo<-subset(parcelas_dB,IDCultivo==i)
  set.seed(111)
  index <- sample(1:nrow(parcelas_dB_cultivo),round((2/3)*nrow(parcelas_dB_cultivo)))
  train <- parcelas_dB_cultivo[index,]
  test <- parcelas_dB_cultivo[-index,]
  for (j in 1:nrow(train)){
    matriz_train[pos_train,]<-as.vector(as.numeric(train[j,]))
    pos_train = pos_train+1
  }
  for (j in 1:nrow(test)){
    matriz_test[pos_test,]<-as.vector(as.numeric(test[j,]))
    pos_test = pos_test+1
  }
}
```

```

    }
  }

  #Se transforman Los subsets en data.frame
  train<-as.data.frame(subset(matriz_train,complete.cases(matriz_train)))
  test<-as.data.frame(subset(matriz_test,complete.cases(matriz_test)))

  #Se crean tres matrices de indices, una para cada indice
  Matriz_indices_medios_VH<-matrix(nrow=(max(parcelas_dB$IDCultivo)),ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
  Matriz_indices_medios_VV<-matrix(nrow=(max(parcelas_dB$IDCultivo)),ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
  Matriz_indices_medios_Ratio<-matrix(nrow=(max(parcelas_dB$IDCultivo)),ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
  for(i in 1:(length(VariablesIndices))){
    Subfijo<-VariablesIndices[i]
    Variable_Selec<-colnames(parcelas_dB)[grep(Subfijo,colnames(parcelas_dB))]
    Variable_Selec<-c(Variable_Selec, 'IDCultivo')
    train2 <- train[, Variable_Selec]
    pos=1
    for (j in 1:(max(parcelas_dB$IDCultivo))){

      if (Subfijo == "VH"){
        var_selec<-subset(train2,IDCultivo==j)
        Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
        Matriz_indices_medios_VH[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
        pos = pos+1
      }

      else if (Subfijo == "VV"){
        var_selec<-subset(train2,IDCultivo==j)
        Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
        Matriz_indices_medios_VV[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
        pos = pos+1
      }

      else {
        var_selec<-subset(train2,IDCultivo==j)
        Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
        Matriz_indices_medios_Ratio[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
        pos = pos+1
      }
    }
  }

  colnames(Matriz_indices_medios_VH)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")
  colnames(Matriz_indices_medios_VV)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")
  colnames(Matriz_indices_medios_Ratio)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")

  #Se realiza la clasificación de todas las parcelas de test con los tres estadísticos seleccionados
  resultados <- matrix(nrow=nrow(test),ncol=4)
  colnames(resultados)<-c("NSE","R2","RMSE","IDCultivo")
  for (i in 1:nrow(test)){
    resultados_cultivos <-matrix(nrow=max(parcelas_dB$IDCultivo),ncol=3)
    colnames(resultados_cultivos)<-c("NSE","R2","RMSE")
    test_aux<-test[i,]
    for (j in 1:length(cultivos_interes$IDCultivo)){
      for (k in 1:(length(VariablesIndices))){
        Subfijo<-VariablesIndices[k]
        Variable_Selec<-colnames(parcelas_dB)[grep(Subfijo,colnames(parcelas_dB))]
        Variable_Selec<-c(Variable_Selec, 'IDCultivo')
        test2 <- test_aux[,Variable_Selec]
        if (Subfijo == "VH"){
          valores_medios_train <- Matriz_indices_medios_VH[j,]
          valores_medios_train<-valores_medios_train[-c((length(valores_medios_train)))]
          valores_test <- test2
          valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
          tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),ncol=2)
          colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
          tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)
          #NSE
          u_VH<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)

```

```

#R2
func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
v_VH<-summary(func_r2)$r.squared
#RMSE
w_VH<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
}
else if (Subfijo == "VV"){
valores_medios_train <- Matriz_indices_medios_VV[j,]
valores_medios_train<-valores_medios_train[-c(length(valores_medios_train))]
valores_test <- test2
valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),nc
ol=2)
colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)
#NSE
u_VV<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
#R2
func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
v_VV<-summary(func_r2)$r.squared
#RMSE
w_VV<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
}
else {
valores_medios_train <- Matriz_indices_medios_Ratio[j,]
valores_medios_train<-valores_medios_train[-c(length(valores_medios_train))]
valores_test <- test2
valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),nc
ol=2)
colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)
#NSE
u_R<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
#R2
func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
v_R<-summary(func_r2)$r.squared
#RMSE
w_R<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
}
}
u_NSE<-c(u_VH,u_VV,u_R)
v_r2<-c(v_VH,v_VV,v_R)
w_rmse<-c(w_VH,w_VV,w_R)
u<-mean(u_NSE)
v<-mean(v_r2)
w<-mean(w_rmse)
vector_resultados<-c(u,v,w)
resultados_cultivos[j,]<-vector_resultados
}
resultados[i,]<-c(which.max(resultados_cultivos[, "NSE"]),which.max(resultados_cultivos[, "R2"])
,which.min(resultados_cultivos[, "RMSE"]),test[i, "IDCultivo"])
}
resultados_frame <- as.data.frame(resultados)
cultivos_total<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,IDCultivo,length))

##### 2.MATRICES DE CONFUSIÓN #####

#NSE
clasificacion_NSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(NSE,IDCultivo),length))
colnames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
clasificacion_NSE[is.na(clasificacion_NSE)]<-0
write.table(clasificacion_NSE ,file = ("Matriz_confusion_NSE_indice.txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

#R2
clasificacion_R2<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(R2,IDCultivo),length))
colnames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
clasificacion_R2[is.na(clasificacion_R2)]<-0
write.table(clasificacion_R2 ,file = ("Matriz_confusion_R2_indice.txt") , sep = "\t" , eol = "\n")

```

```
#RMSE
clasificacion_RMSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(RMSE,IDCultivo),length))
colnames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
clasificacion_RMSE[is.na(clasificacion_RMSE)]<-0
write.table(clasificacion_RMSE ,file = ("Matriz_confusion_RMSE_indice.txt") , sep = "\t" , eol =
"\n")

##### 3.CÁLCULO DE LA PRECISIÓN DE LOS RESULTADOS #####

#Cálculo del número de parcelas total para calcular producer's accuracy y user's accuracy
Total_parcelas_producer_NSE<-colSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_producer_R2<-colSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_producer_RMSE<-colSums(clasificacion_RMSE)
Total_parcelas_user_NSE<-rowSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_user_R2<-rowSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_user_RMSE<-rowSums(clasificacion_RMSE)

#Cálculo de La tabla de resultados de producer's accuracy
Producers_Accuracy <-matrix(nrow=15,ncol=4)
colnames(Producers_Accuracy)<-c("Cultivo", "PA_NSE", "PA_R2", "PA_RMSE")
for (i in 1:15){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[i,i]/Total_parcelas_producer_NSE[i])*100
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[i,i]/Total_parcelas_producer_R2[i])*100
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[i,i]/Total_parcelas_producer_RMSE[i])*100
  cultivo <-nombres_cultivos[i]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Producers_Accuracy[i,]<-vector_coef
}

#Cálculo de La tabla de resultados de users's accuracy
Users_Accuracy <-matrix(nrow=15,ncol=4)
colnames(Users_Accuracy)<-c("Cultivo", "UA_NSE", "UA_R2", "UA_RMSE")
for (i in 1:15){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[i,i]/Total_parcelas_user_NSE[i])*100
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[i,i]/Total_parcelas_user_R2[i])*100
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[i,i]/Total_parcelas_user_RMSE[i])*100
  cultivo <-nombres_cultivos[i]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Users_Accuracy[i,]<-vector_coef
}

Users_Accuracy<-subset(Users_Accuracy,select=c(-1))

#Construcción de La tabla con Los resultados de Producer's Accuracy y User's Accuracy
resultados_final<-data.frame(Producers_Accuracy,Users_Accuracy)
resultados_final2<-subset(resultados_final,select=c(-Cultivo))
resultados_final_matriz<-as.matrix(resultados_final2)
colnames(resultados_final_matriz) <-c("PA_NSE (%)", "PA_R2 (%)", "PA_RMSE (%)", "UA_NSE (%)", "UA_R2
(%)", "UA_RMSE (%)")
rownames(resultados_final_matriz)<-nombres_cultivos

myPanel <- function(x, y, z, ...) {
  panel.levelplot(x,y,z,...)
  panel.text(x, y,round(z,0))
}
u<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot=4
5,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(("Resultados de clasificación Navarra: indices"
),cex=1.5), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))

#Se exportan Las tablas en formato .png y .txt
png(filename=("Resultados_clasificacion_indice.png"),width=16.5, height=20,units="cm",res=1000)
print(u)
dev.off()

## png
## 2

write.table (resultados_final, file = ("Resultados_clasificacion_indice.txt") , sep = "\t" , eol =
"\n")
```

Script 6. Clasificacion_Navarra_Asignacion_global. Este script se utiliza para clasificar los cultivos por comarcas y obtener las matrices de confusión para σ_{medios}

```
#Script para la clasificación de cultivos con los índices medios
##### COMARCAS #####

rm(list=ls(all=TRUE))
library(hydroGOF)

## Loading required package: zoo

##
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':
##
##      as.Date, as.Date.numeric

library(lattice)

#Lectura de los tres ficheros generados a partir del script "Proceso_Navarra.R"
parcelas_dB_VH<-read.table("Datos_dB_general_ VH .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_VV<-read.table("Datos_dB_general_ VV .txt",header=T,sep="\t",dec=".")
parcelas_dB_Ratio<-read.table("Datos_dB_general_ Ratio .txt",header=T,sep="\t",dec=".")

#Archivo conjunto con VH, VV y Ratio
parcelas_dB_VH2<-subset(parcelas_dB_VH,select=c(-IDCultivo,-IDCOMARCA,-FID_INSPEC))
parcelas_dB_VV2<-subset(parcelas_dB_VV,select=c(-IDCultivo,-IDCOMARCA,-FID_INSPEC))
parcelas<-data.frame(parcelas_dB_VH2,parcelas_dB_VV2,parcelas_dB_Ratio)

#Lectura del fichero de cultivos de interés
cultivos_interes<-read.table("cultivos_interes.txt",header=T,sep="\t")
comarcas_navarra <-read.table("Comarcas.txt",header=T,sep="\t")

#Se indican las variables de interés y los índices a trabajar
VariablesInteres<-c('IDCultivo')
VariablesIndices<-c('VH','VV','Ratio')

#Se extraen las fechas de medidas y se convierten a días respecto al 1/1/año
Nombres_VH<-colnames(parcelas_dB_VH)[grep("VH",colnames(parcelas_dB_VH))]
ind<-grepRaw("-", Nombres_VH[1])
Fechas_chr<-substr(Nombres_VH[ind-6, ind-1])
Fechas <- as.Date(Fechas_chr, "%y%m%d")
Year<-format(as.Date(Fechas[1], format="%d/%m/%Y"),"%Y")
Fecha_Dias<- as.numeric(difftime(Fechas,as.Date(paste('1/9/',Year),"%d/%m/%Y") ,units="days"))

#Se guarda en un vector los nombres de todos los cultivos
matriz_cultivos <- as.matrix(cultivos_interes)
cultivos_vector <-as.vector(matriz_cultivos[, "Cultivo"])

##### 1.CLASIFICACION #####

#El proceso se realiza comarca a comarca
for (i in 1:(length(comarcas_navarra$IDCOMARCA))){
  parcelas_dB<-subset(parcelas,IDCOMARCA==i)
  parcelas_dB<-subset(parcelas_dB, select=c(-IDCOMARCA))

  #Para cada comarca se guardan los cultivos que tienen más de tres parcelas. Se trabajará con e
  llos
  parcelas_mayor_3 <-as.numeric(as.vector(as.data.frame(table(parcelas_dB$IDCultivo))$Var1[(as.
  data.frame(table(parcelas_dB$IDCultivo))$Freq)>3]))

  #Se crean los subsets de entrenamiento y test de manera balanceada, es decir, con un reparto e
  quitativo de cada cultivo en cada subset
  #El subset de entrenamiento tiene 2/3 de la muestra y el de test 1/3
  pos_train=1
  pos_test=1
  matriz_train<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
  colnames(matriz_train)<-colnames(parcelas_dB)
  matriz_test<-matrix(ncol=ncol(parcelas_dB),nrow=nrow(parcelas_dB))
```

```
colnames(matriz_test)<-colnames(parcelas_dB)
for (j in parcelas_mayor_3){
  parcelas_dB_cultivo<-subset(parcelas_dB,IDCultivo==j)
  set.seed(111)
  index <- sample(1:nrow(parcelas_dB_cultivo),round((2/3)*nrow(parcelas_dB_cultivo)))
  train <- parcelas_dB_cultivo[index,]
  test <- parcelas_dB_cultivo[-index,]
  for (k in 1:nrow(train)){
    matriz_train[pos_train,]<-as.vector(as.numeric(train[k,]))
    pos_train = pos_train+1
  }
  for (k in 1:nrow(test)){
    matriz_test[pos_test,]<-as.vector(as.numeric(test[k,]))
    pos_test = pos_test+1
  }
}
#Se transforman Los subsets en data.frame
train<-as.data.frame(subset(matriz_train,complete.cases(matriz_train)))
test<-as.data.frame(subset(matriz_test,complete.cases(matriz_test)))

#A partir del subset de train se construyen las curvas medias de retrodispersión de cada cultivo
#Se crean tres matrices de indices, una para cada indice
Matriz_indices_medios_VH<-matrix(nrow=15,ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
Matriz_indices_medios_VV<-matrix(nrow=15,ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
Matriz_indices_medios_Ratio<-matrix(nrow=15,ncol=(length(Fecha_Dias)+1))
for(j in 1:(length(VariablesIndices))){
  Subfijo<-VariablesIndices[j]
  Variable_Selec<-colnames(parcelas_dB)[grep(Subfijo,colnames(parcelas_dB))]
  Variable_Selec<-c(Variable_Selec, 'IDCultivo')
  train2 <- train[, Variable_Selec]
  pos=1
  for (k in 1:(max(parcelas_dB$IDCultivo))){
    if (Subfijo == "VH"){
      var_selec<-subset(train2,IDCultivo==k)
      Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
      Matriz_indices_medios_VH[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
      pos = pos+1
    }
    else if (Subfijo == "VV"){
      var_selec<-subset(train2,IDCultivo==k)
      Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
      Matriz_indices_medios_VV[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
      pos = pos+1
    }
    else {
      var_selec<-subset(train2,IDCultivo==k)
      Media_Ind<-as.numeric(colMeans(var_selec))
      Matriz_indices_medios_Ratio[pos,] <- as.vector(Media_Ind)
      pos = pos+1
    }
  }
}
colnames(Matriz_indices_medios_VH)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")
colnames(Matriz_indices_medios_VV)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")
colnames(Matriz_indices_medios_Ratio)<-c(Fecha_Dias, "IDCultivo")

#Se realiza la clasificación de todas las parcelas de test con los tres estadísticos seleccionados
resultados <- matrix(nrow=nrow(test),ncol=4)
colnames(resultados)<-c("NSE","R2","RMSE","IDCultivo")
for (j in 1:nrow(test)){
  resultados_cultivos <-matrix(nrow=15,ncol=3)
  colnames(resultados_cultivos)<-c("NSE","R2","RMSE")
  test_aux<-test[j,]
  for (k in parcelas_mayor_3){
    for (l in 1:(length(VariablesIndices))){
      Subfijo<-VariablesIndices[l]
```

```

Variable_Selec<-colnames(parcelas_dB)[grep(Subfijo,colnames(parcelas_dB))]
Variable_Selec<-c(Variable_Selec, 'IDCultivo')
test2 <- test_aux[,Variable_Selec]
if (Subfijo == "VH"){
  valores_medios_train <- Matriz_indices_medios_VH[k,]
  valores_medios_train<-valores_medios_train[-c(length(valores_medios_train))]
  valores_test <- test2
  valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
  tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),
ncol=2)
  colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
  tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)
  #NSE
  u_VH<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
  #R2
  func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
  v_VH<-summary(func_r2)$r.squared
  #RMSE
  w_VH<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
}
else if (Subfijo == "VV"){
  valores_medios_train <- Matriz_indices_medios_VV[k,]
  valores_medios_train<-valores_medios_train[-c(length(valores_medios_train))]
  valores_test <- test2
  valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
  tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),
ncol=2)
  colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
  tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)
  #NSE
  u_VV<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
  #R2
  func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
  v_VV<-summary(func_r2)$r.squared
  #RMSE
  w_VV<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
}
else {
  valores_medios_train <- Matriz_indices_medios_Ratio[k,]
  valores_medios_train<-valores_medios_train[-c(length(valores_medios_train))]
  valores_test <- test2
  valores_test <- as.numeric(valores_test[-c(length(valores_test))])
  tabla_train_test<-matrix(c(valores_test,valores_medios_train),nrow=length(Fecha_Dias),
ncol=2)
  colnames(tabla_train_test)<-c("test", "train")
  tabla_train_test<-as.data.frame(tabla_train_test)
  #NSE
  u_R<-NSE(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
  #R2
  func_r2<-lm(tabla_train_test$test~tabla_train_test$train,tabla_train_test)
  v_R<-summary(func_r2)$r.squared
  #RMSE
  w_R<-rmse(tabla_train_test$train,tabla_train_test$test)
}
}
u_NSE<-c(u_VH,u_VV,u_R)
v_r2<-c(v_VH,v_VV,v_R)
w_rmse<-c(w_VH,w_VV,w_R)
u<-mean(u_NSE)
v<-mean(v_r2)
w<-mean(w_rmse)
vector_resultados<-c(u,v,w)
resultados_cultivos[k,]<-vector_resultados
}
resultados[j,]<-c(which.max(resultados_cultivos[, "NSE"]),which.max(resultados_cultivos[, "R2"
]),which.min(resultados_cultivos[, "RMSE"]),test[j, "IDCultivo"])
}
resultados_frame <- as.data.frame(resultados)
cultivos_total<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,IDCultivo,length))

#Se almacena en un vector los nombres de los cultivos con más de tres parcelas
nombres_cultivos <-cultivos_vector[parcelas_mayor_3]

```



```
##### 2.MATRICES DE CONFUSIÓN #####

#NSE
clas_NSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(NSE,IDCultivo),length))
Valores_Unicos_NSE<-sort(unique(resultados_frame$NSE))
#Se define una matriz vacia de Nan con las dimensiones de parcelas_mayor_3 ("Ejemplo") y se co
mpleta según los cultivos detectados
clasificacion_NSE <- matrix(nrow=ncol(clas_NSE),ncol=ncol(clas_NSE))
clasificacion_NSE[(c(parcelas_mayor_3) %in% c(Valores_Unicos_NSE)),]<-clas_NSE
clasificacion_NSE[is.na(clasificacion_NSE)]<-0
colnames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_NSE)<-nombres_cultivos
write.table(clasificacion_NSE ,file = paste("Matriz_confusion_NSE_indices_comarca_",i,".txt")
, sep = "\t" , eol = "\n")

#R2
clas_R2<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(R2,IDCultivo),length))
Valores_Unicos_R2<-sort(unique(resultados_frame$R2))
clasificacion_R2 <- matrix(nrow=ncol(clas_NSE),ncol=ncol(clas_R2))
clasificacion_R2[(c(parcelas_mayor_3) %in% c(Valores_Unicos_R2)),]<-clas_R2
clasificacion_R2[is.na(clasificacion_R2)]<-0
colnames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_R2)<-nombres_cultivos
write.table(clasificacion_R2 ,file = paste("Matriz_confusion_R2_indices_comarca_",i,".txt") ,
sep = "\t" , eol = "\n")

#RMSE
clas_RMSE<-with(resultados_frame,tapply(IDCultivo,list(RMSE,IDCultivo),length))
Valores_Unicos_RMSE<-sort(unique(resultados_frame$RMSE))
clasificacion_RMSE <- matrix(nrow=ncol(clas_RMSE),ncol=ncol(clas_RMSE))
clasificacion_RMSE[(c(parcelas_mayor_3) %in% c(Valores_Unicos_RMSE)),]<-clas_RMSE
clasificacion_RMSE[is.na(clasificacion_RMSE)]<-0
colnames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
rownames(clasificacion_RMSE)<-nombres_cultivos
write.table(clasificacion_RMSE ,file = paste("Matriz_confusion_RMSE_indices_comarca_",i,".txt"
) , sep = "\t" , eol = "\n")

#####3.CÁLCULO DE LA PRECISIÓN DE LOS RESULTADOS#####

#Cálculo del número de parcelas total para calcular producer's accuracy y user's accuracy
Total_parcelas_producer_NSE<-colSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_producer_R2<-colSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_producer_RMSE<-colSums(clasificacion_RMSE)
Total_parcelas_user_NSE<-rowSums(clasificacion_NSE)
Total_parcelas_user_R2<-rowSums(clasificacion_R2)
Total_parcelas_user_RMSE<-rowSums(clasificacion_RMSE)

#Cálculo de la tabla de resultados de producer's accuracy
Producers_Accuracy <-matrix(nrow=length(parcelas_mayor_3),ncol=4)
colnames(Producers_Accuracy)<-c("Cultivo","PA_NSE","PA_R2","PA_RMSE")
for (j in 1:length(parcelas_mayor_3)){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[j,j]/Total_parcelas_producer_NSE[j])*100
  coef_NSE[is.nan(coef_NSE)]<-0
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[j,j]/Total_parcelas_producer_R2[j])*100
  coef_R2[is.nan(coef_R2)]<-0
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[j,j]/Total_parcelas_producer_RMSE[j])*100
  coef_RMSE[is.nan(coef_RMSE)]<-0
  cultivo <-nombres_cultivos[j]
  vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
  Producers_Accuracy[j,]<-vector_coef
}

#Cálculo de la tabla de resultados de users's accuracy
Users_Accuracy <-matrix(nrow=length(parcelas_mayor_3),ncol=4)
colnames(Users_Accuracy)<-c("Cultivo","UA_NSE","UA_R2","UA_RMSE")
for (j in 1:length(parcelas_mayor_3)){
  coef_NSE <-(clasificacion_NSE[j,j]/Total_parcelas_user_NSE[j])*100
  coef_NSE[is.nan(coef_NSE)]<-0
  coef_R2 <-(clasificacion_R2[j,j]/Total_parcelas_user_R2[j])*100
  coef_R2[is.nan(coef_R2)]<-0
  coef_RMSE <-(clasificacion_RMSE[j,j]/Total_parcelas_user_RMSE[j])*100
```

```

coef_RMSE[is.nan(coef_RMSE)]<-0
cultivo <-nombres_cultivos[j]
vector_coef<-c(cultivo,coef_NSE,coef_R2,coef_RMSE)
Users_Accuracy[j,]<-vector_coef
}

Users_Accuracy<-subset(Users_Accuracy,select=c(-1))

#Construcción de La tabla con Los resultados de Producer's Accuracy y User's Accuracy
resultados_final<-data.frame(Producers_Accuracy,Users_Accuracy)
resultados_final2<-subset(resultados_final,select=c(-Cultivo))
resultados_final_matriz<-as.matrix(resultados_final2)
colnames(resultados_final_matriz) <-c("PA_NSE (%)","PA_R2 (%)","PA_RMSE (%)","UA_NSE (%)","UA_
R2 (%)","UA_RMSE (%)")
rownames(resultados_final_matriz)<-nombres_cultivos

myPanel <- function(x, y, z, ...) {
  panel.levelplot(x,y,z,...)
  panel.text(x, y,round(z,0))
}
u<-levelplot(t(resultados_final_matriz), panel=myPanel, border="black", scales=list(x=list(rot
=45,alternating=2,cex=1),y=list(cex=1)), main=list(paste("Resultados de clasificacion Comarca",i
,"indices"),cex=1.5), xlab="", ylab="", at=seq(0,100,20))

#Se exportan Las tablas en formato .png y .txt
png(filename=paste("Resultados_clasificacion_indices_comarca_",i,".png"),width=16.5, height=20
,units="cm",res=1000)
print(u)
write.table (resultados_final, file = paste("Resultados_clasificacion_indices_comarca_",i,".tx
t"), sep = "\t" , eol = "\n")
dev.off()
}

```

Script 7. Distancia_R. Este script se utiliza para el cálculo de las separabilidades entre cultivos

```
# Distancia.R
# Función para calcular matrices de separabilidad (usando La distancia de Jeffries-Matusita) par
a diferentes bandas entre diferentes tipos cultivo.
# Adaptación del fichero sepMatrix.R creado por Jesús Álvarez Mozos, en Pamplona, 2/02/2011

# usa como input una tabla con datos separados por tabulador (por ejemplo Table.txt) en la que e
n columnas figuran las diferentes bandas
# La última columna es un código de cultivo que va de 1 a n
# en filas van las observaciones (píxeles o parcelas)

Distancia <- function(tabla) {

#Calcular el número de columnas de datos
col_dat <- ncol(tabla)- 1
#Calcular el número de cultivos según los códigos de la última columna
ncrop <- max(tabla[,ncol(tabla)])
#Matriz a exportar
Posicion<-1
Distancias<- matrix(nrow=ncrop*col_dat*((ncrop+1)/2),ncol=4)
colnames(Distancias) <- c("Time","Crop","Crop","Dist")
#Bucle para que vaya pasando de columna a columna
for(i in 1:col_dat)
{

    #Crear una matriz de ncropXncrop para cada banda en la que se vayan poniendo las separabilid
ades como en una matriz de contingencia
    sepMatrix_name <- paste("sepMatrix_", colnames(tabla[i]))
    sepMatrix <- matrix(nrow = ncrop, ncol=ncrop)

    #Bucle para que vaya pasando de cultivo a cultivo
    for(j in 1:ncrop)
    {

        #Definir un vector con los datos del cultivo j para la banda i
        #Vector.1 <- subset(tabla, Reclase==j, select = i)
        Vector.1 <- subset(tabla, IDCultivo==j, select =i)

        # bucle para ir pasando de cultivo a cultivo
        for(k in j:ncrop)
        {

            #Definir otro vector con los datos del cultivo k para la banda i
            Vector.2 <- subset(tabla, IDCultivo==k, select = i)

            #Calcular la distancia Jeffries-Matusita según el código de Nikos Alexandris "separa
bility.measures.R":

            #Convert vectors to matrices in case they are not
            Matrix.1 <- as.matrix (Vector.1)
            Matrix.2 <- as.matrix (Vector.2)

            #Define means
            mean.Matrix.1 <- mean ( Matrix.1 )
            mean.Matrix.2 <- mean ( Matrix.2 )

            #Define difference of means
            mean.difference <- mean.Matrix.1 - mean.Matrix.2

            #Define covariances for supplied matrices
            cv.Matrix.1 <- cov ( Matrix.1 )
            cv.Matrix.2 <- cov ( Matrix.2 )

            #Define the halfsum of cv's as "p"
            p <- ( cv.Matrix.1 + cv.Matrix.2 ) / 2

            #Calculate the Bhattacharyya index
            bh.distance <- 0.125 *
                t ( mean.difference ) *
```

```

p^ ( -1 ) *
mean.difference +
0.5 * log (
    det ( p ) / sqrt (
        det ( cv.Matrix.1 ) *
        det ( cv.Matrix.2 )
    )
)

#Calculate Jeffries-Matusita
#Following formula is bound between 0 and 2.0
jm.distance <- 2 * ( 1 - exp ( -bh.distance ) )

#Also found in the bibliography:
#jm.distance <- 1000 * sqrt ( 2 * ( 1 - exp ( -bh.distance ) ) )
#The latter formula is bound between 0 and 1414.0

#Guardar el dato de jm.distance en la matriz de separabilidad sepMatrix en la fila i
columna k
    sepMatrix[j,k] <- jm.distance
    Distancias[Posicion,]<-c(i,j,k,jm.distance)
    Posicion<-Posicion+1
}

#convertir el nombre de la tabla a texto para asignarlo como nombre de archivo
outputfile_name <- as.character(sepMatrix_name)

# guardar la sepMatrix como .txt
#write.table (round (sepMatrix , digits = 3) ,file = paste(outputfile_name,".txt") , sep = "
\t" , eol = "\n")

}
ind<-grepRaw("_", colnames(tabla[1]))
Indice<-substr(colnames(tabla[1]),ind+1, nchar(colnames(tabla[1])))
outputfile_name1 <- as.character( paste("Indice",Indice))
write.table (round (Distancias , digits = 3) ,file = paste(outputfile_name1,".txt") , sep = "\t"
, eol = "\n")
return(Distancias)
}

```

ANEXO 2: CURVAS TEMPORALES DE RETRODISPERSIÓN

En este anexo se presentan todas las curvas generadas con los scripts de procesado que no se han mostrado en el apartado de resultados.

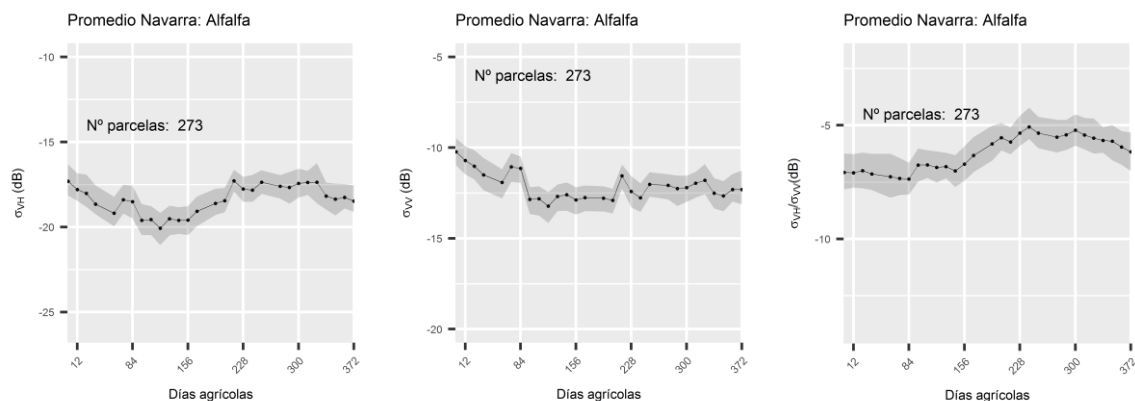


Figura 1. Curvas temporales de la alfalfa en Navarra: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

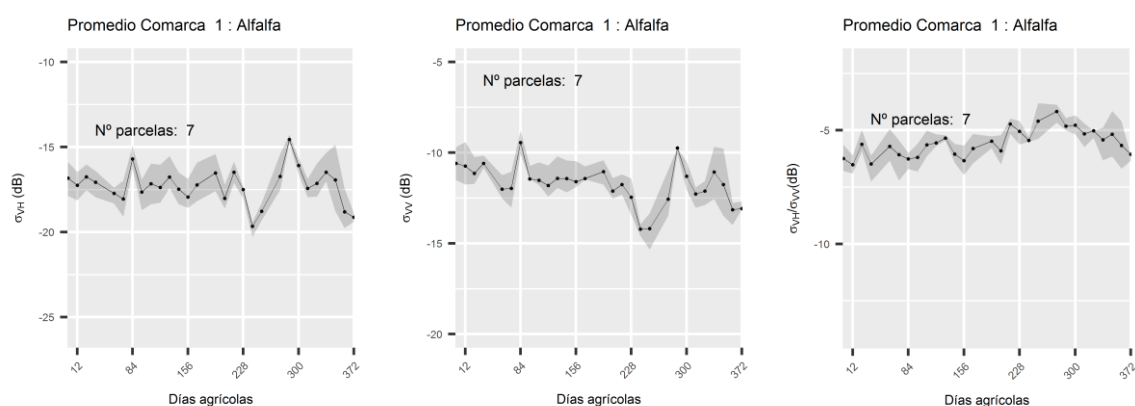


Figura 2. Curvas temporales de la alfalfa en la comarca 1: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

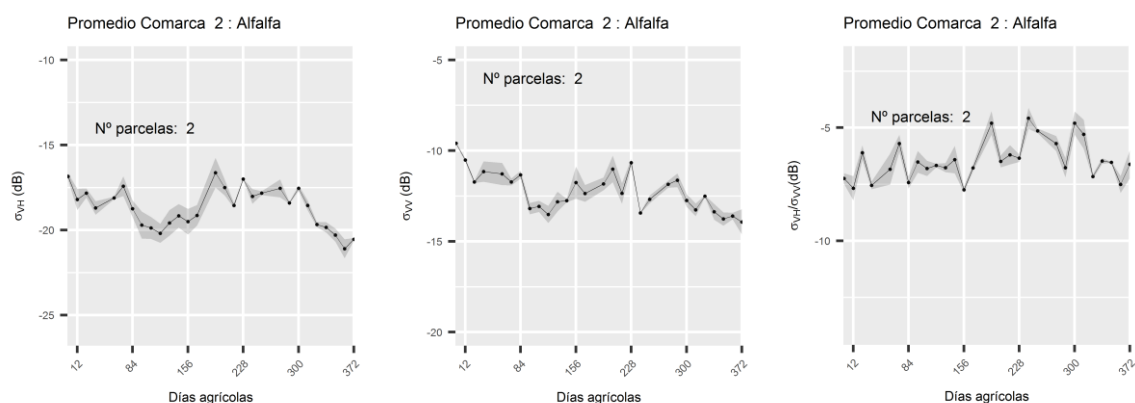


Figura 3. Curvas temporales de la alfalfa en la comarca 2: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

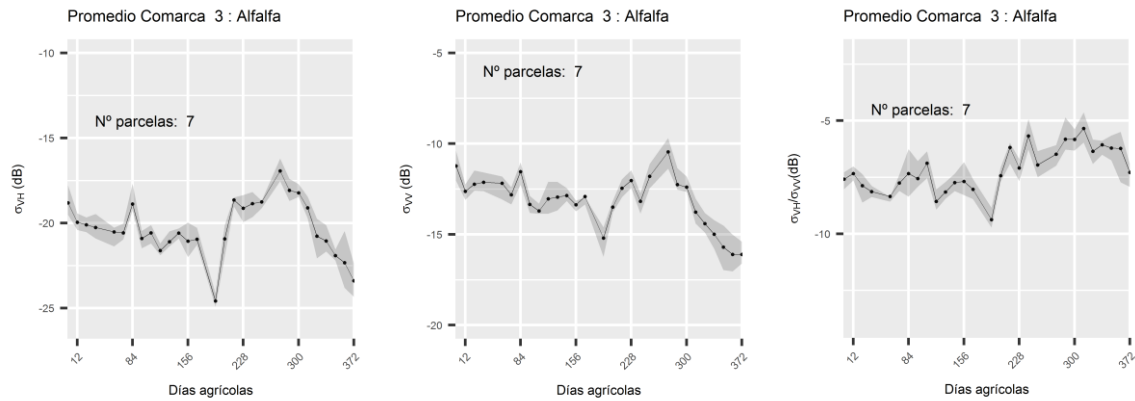


Figura 4. Curvas temporales de la alfalfa en la comarca 3: σ^0_{VH} (izquierda), σ^0_{VV} (centro) y $\sigma^0_{VH}/\sigma^0_{VV}$ (derecha)

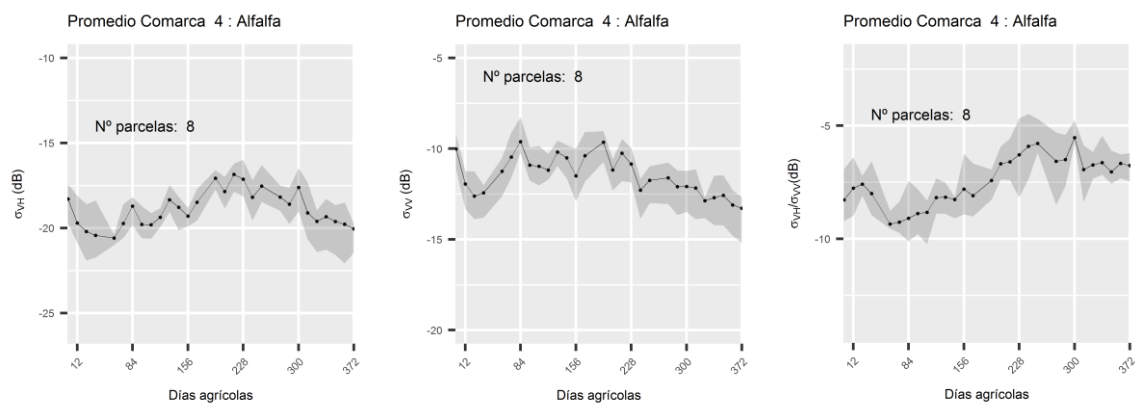


Figura 5. Curvas temporales de la alfalfa en comarca 4: σ^0_{VH} (izquierda), σ^0_{VV} (centro) y $\sigma^0_{VH}/\sigma^0_{VV}$ (derecha)

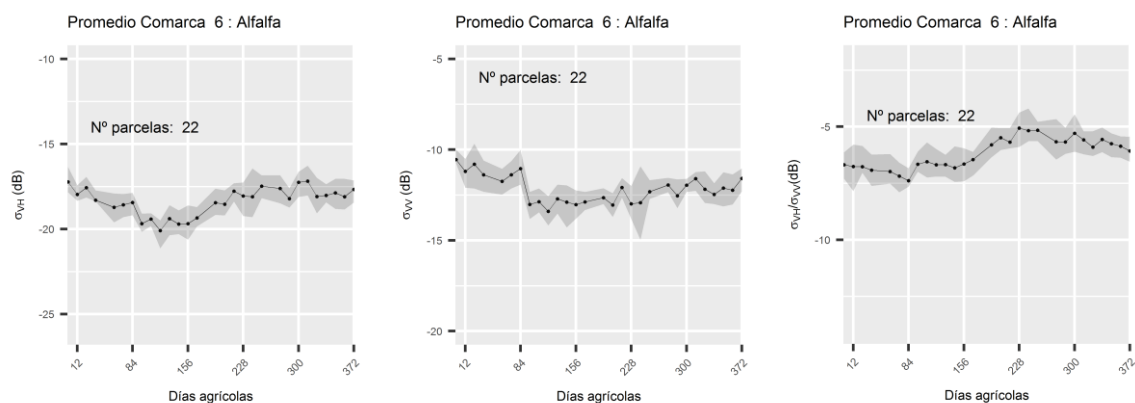


Figura 6. Curvas temporales de la alfalfa en la comarca 6: σ^0_{VH} (izquierda), σ^0_{VV} (centro) y $\sigma^0_{VH}/\sigma^0_{VV}$ (derecha)

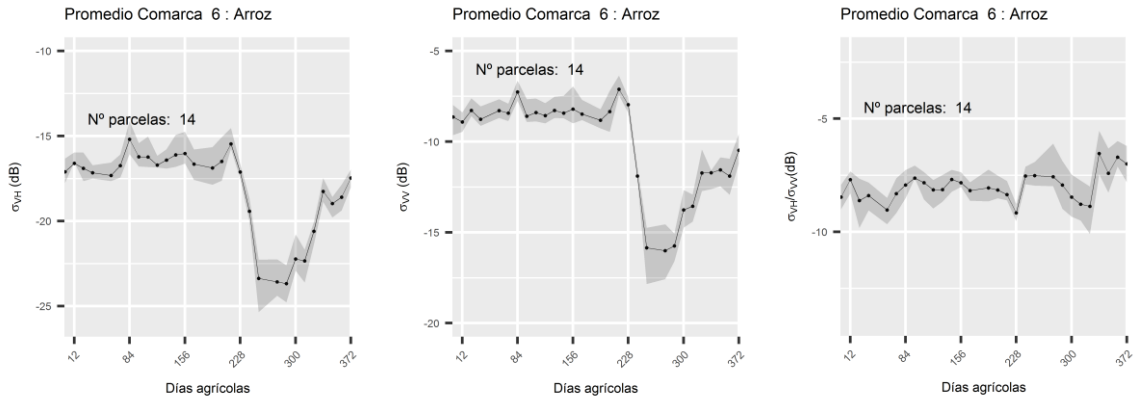


Figura 7. Curvas temporales del arroz en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

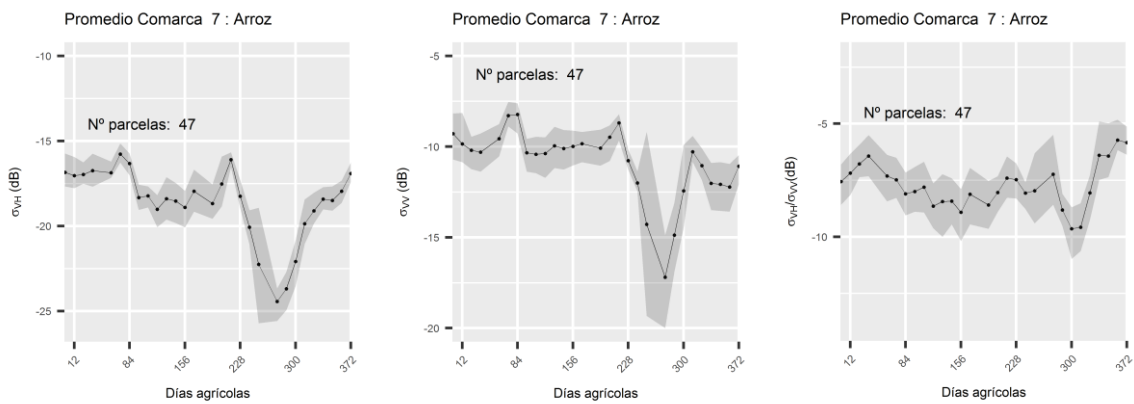


Figura 8. Curvas temporales del arroz en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

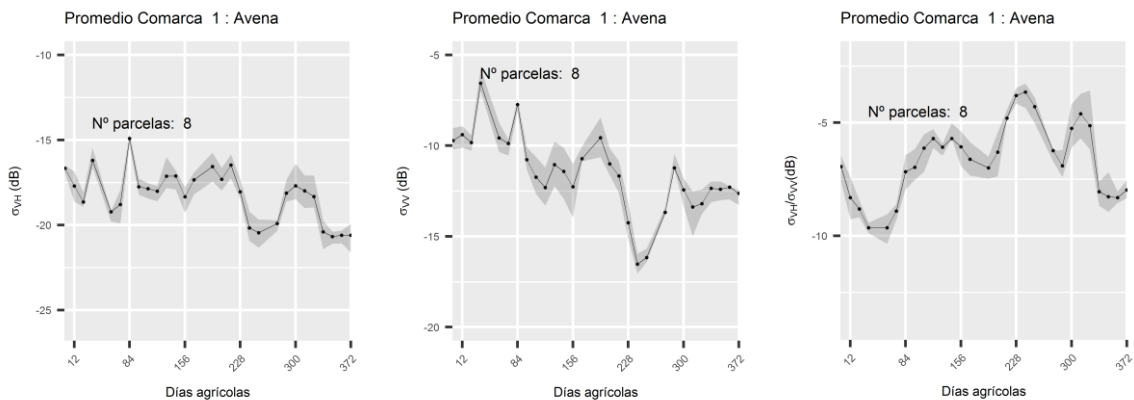


Figura 9. Curvas temporales de la avena en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

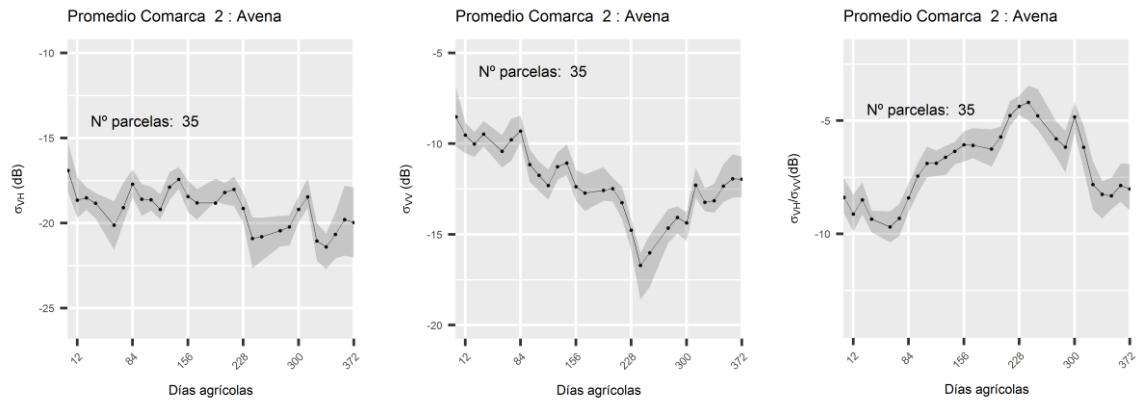


Figura 10. Curvas temporales de la avena en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

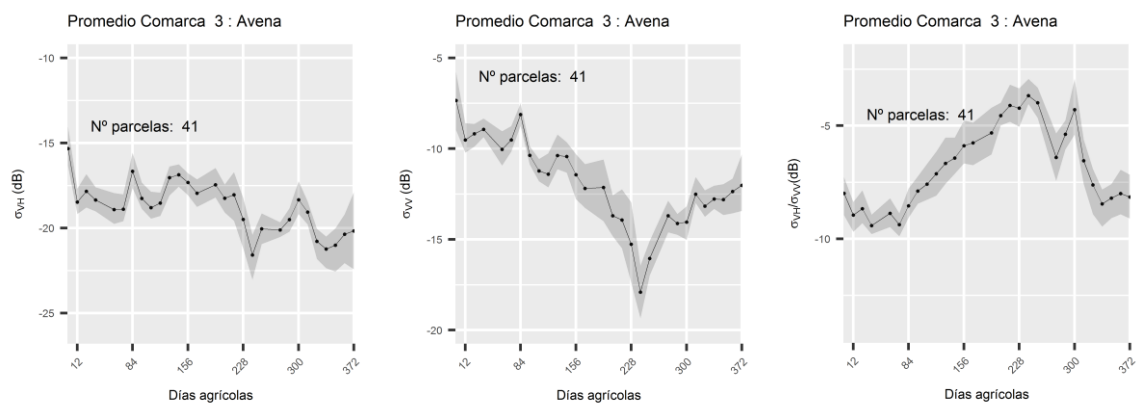


Figura 11. Curvas temporales de la avena en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

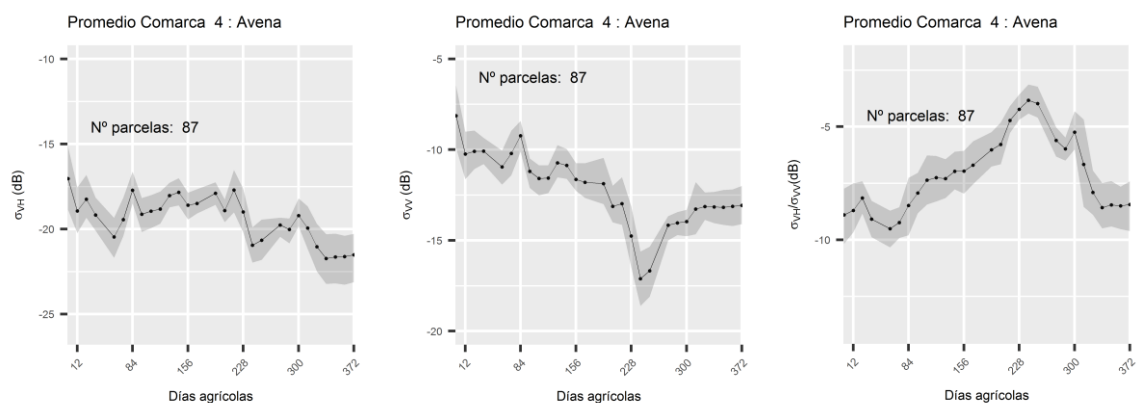


Figura 12. Curvas temporales de la avena en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

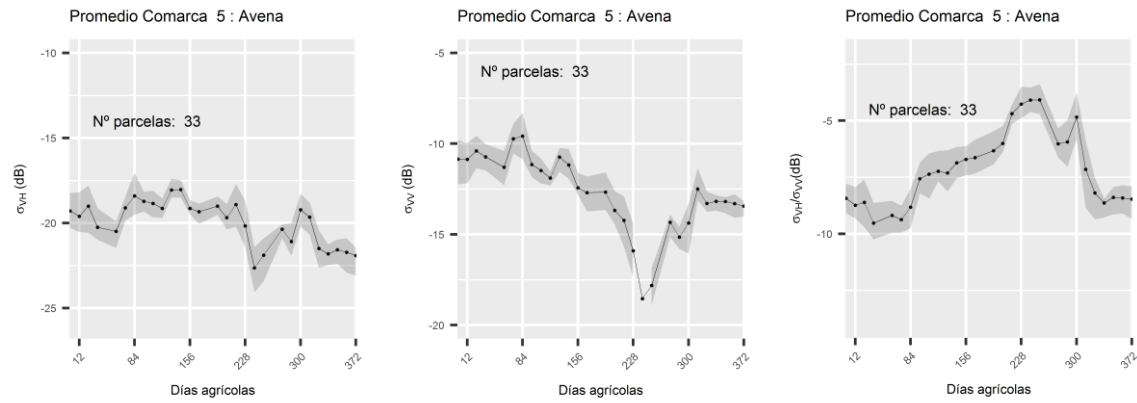


Figura 13. Curvas temporales de la avena en la comarca 5: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

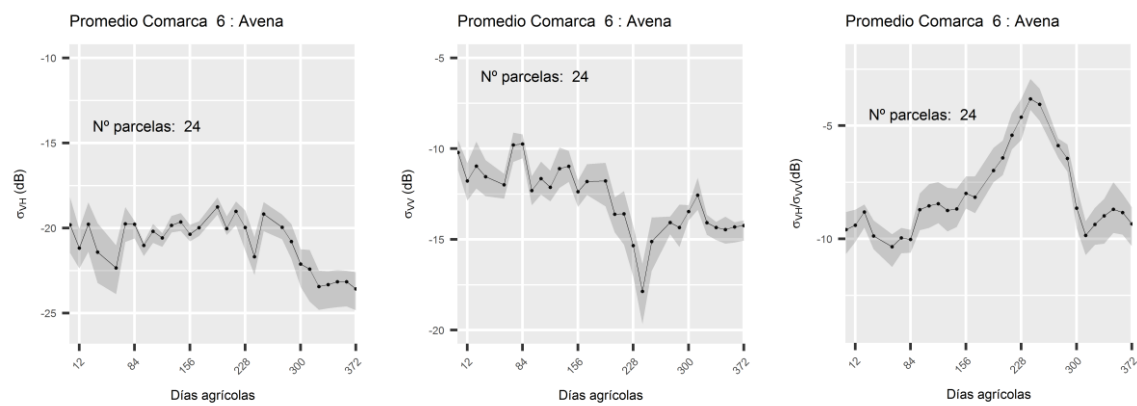


Figura 14. Curvas temporales de la avena en la comarca 6: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

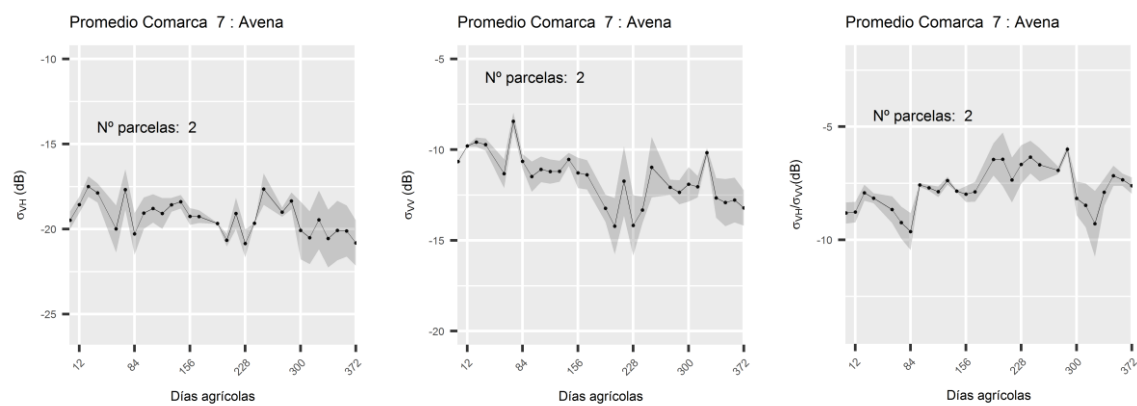


Figura 15. Curvas temporales de la avena en la comarca 7: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

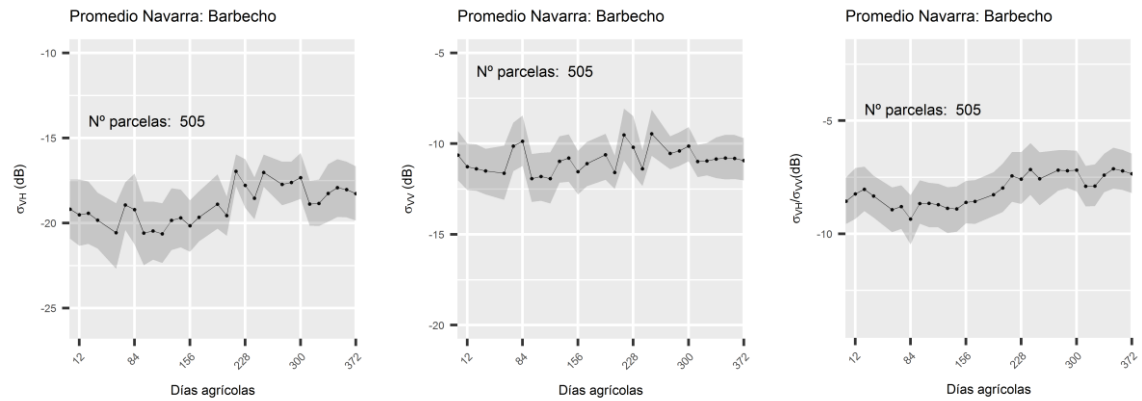


Figura 16. Curvas temporales del barbecho en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

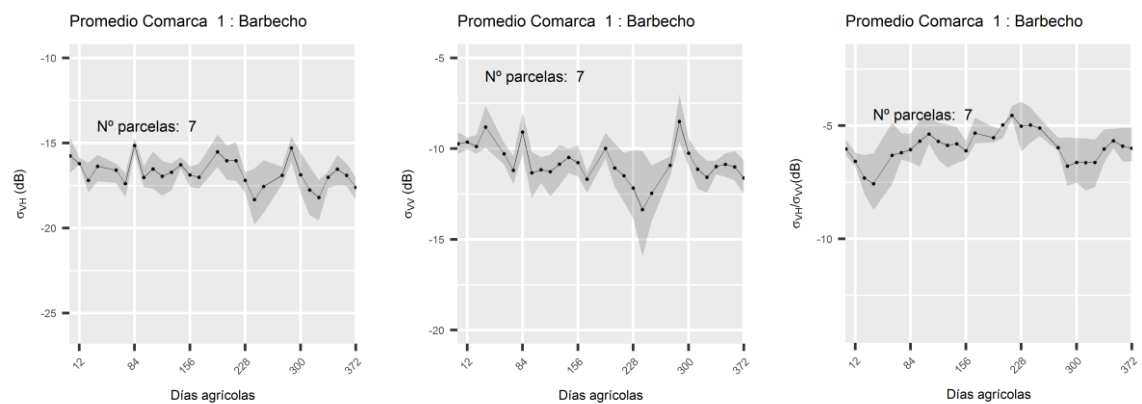


Figura 17. Curvas temporales del barbecho en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

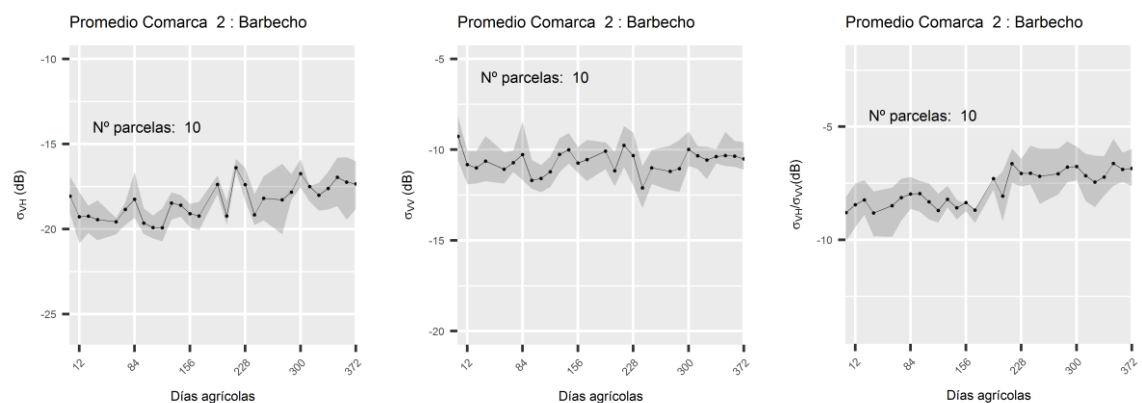


Figura 18. Curvas temporales del barbecho en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

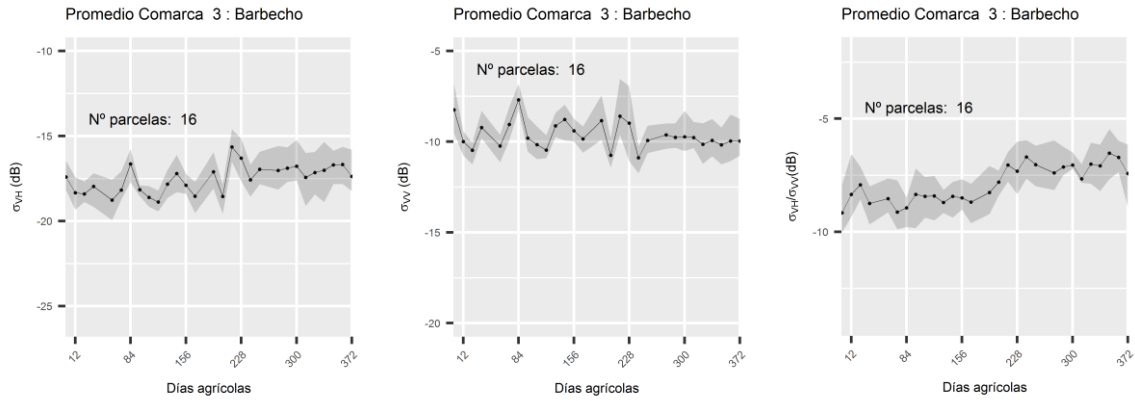


Figura 19. Curvas temporales del barbecho en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

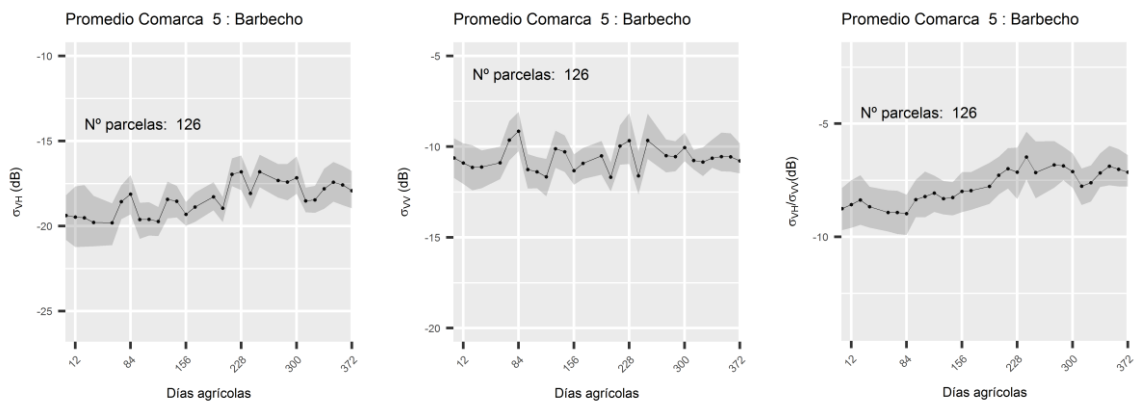


Figura 20. Curvas temporales del barbecho en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

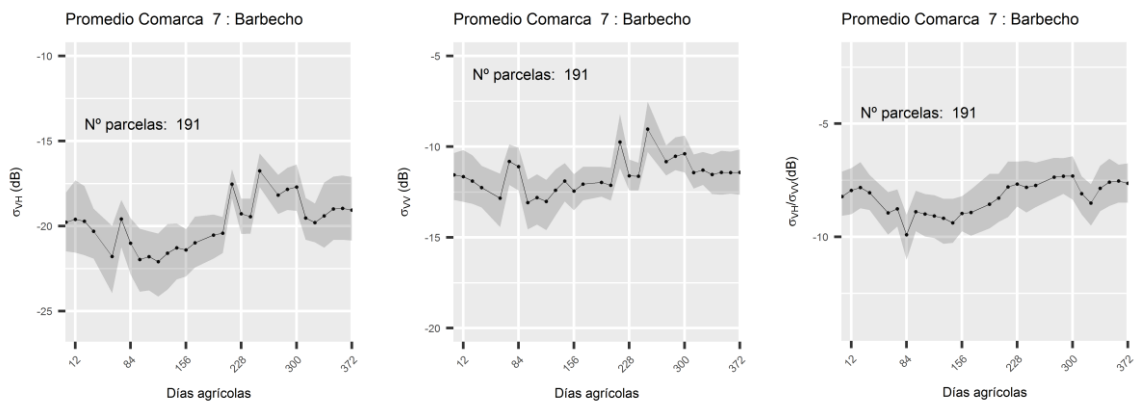


Figura 21. Curvas temporales del barbecho en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

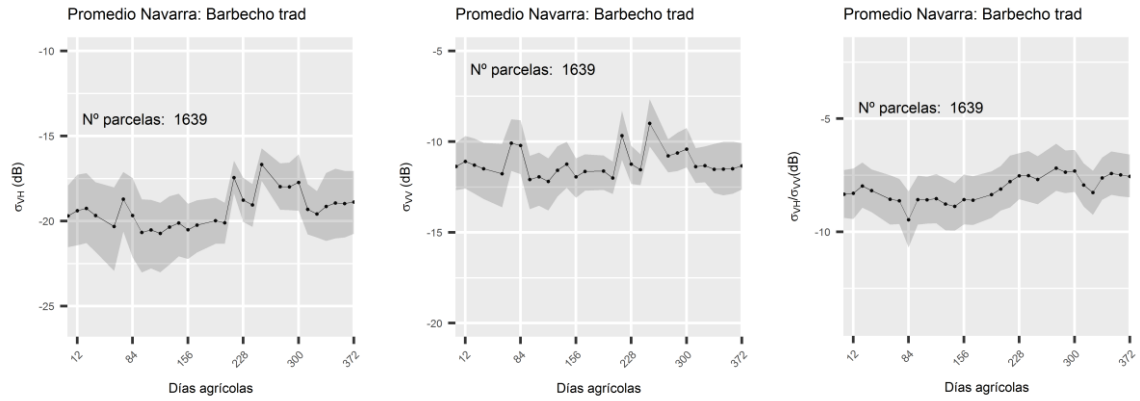


Figura 22. Curvas temporales del barbecho tradicional en Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

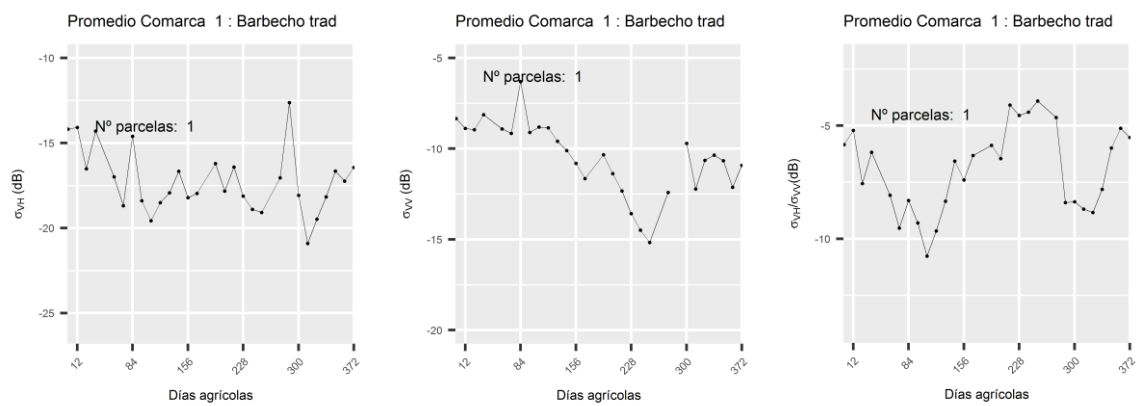


Figura 23. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

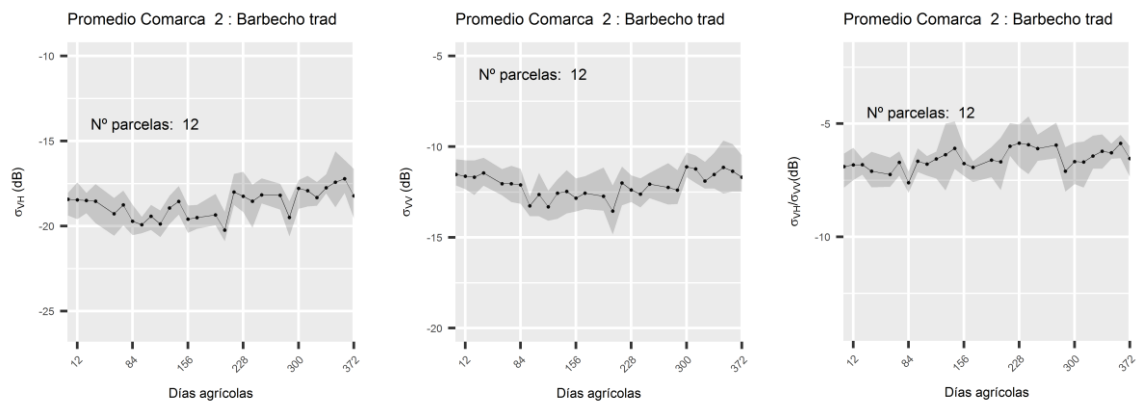


Figura 24. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

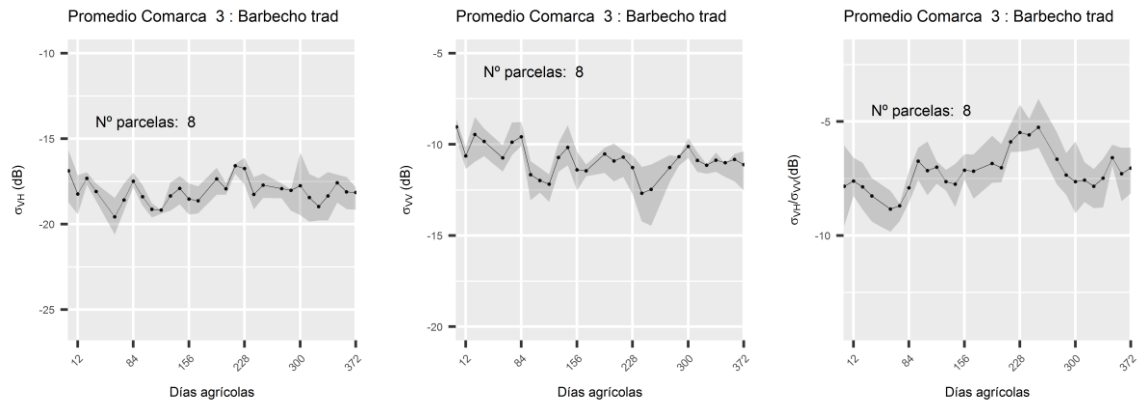


Figura 25. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 3: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

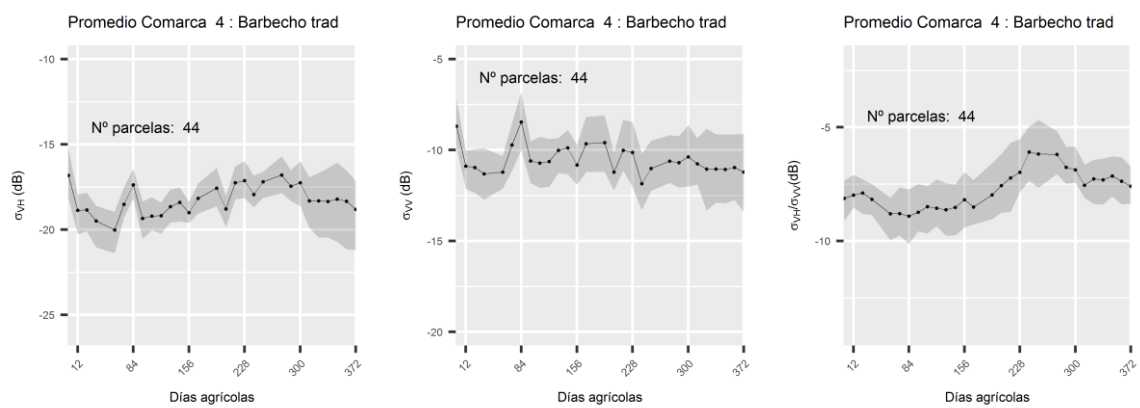


Figura 26. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 4: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

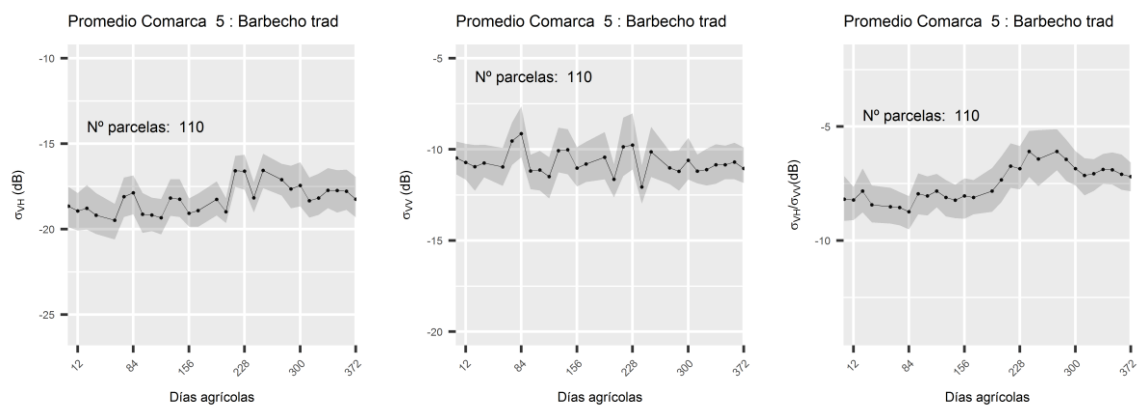


Figura 27. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 5: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

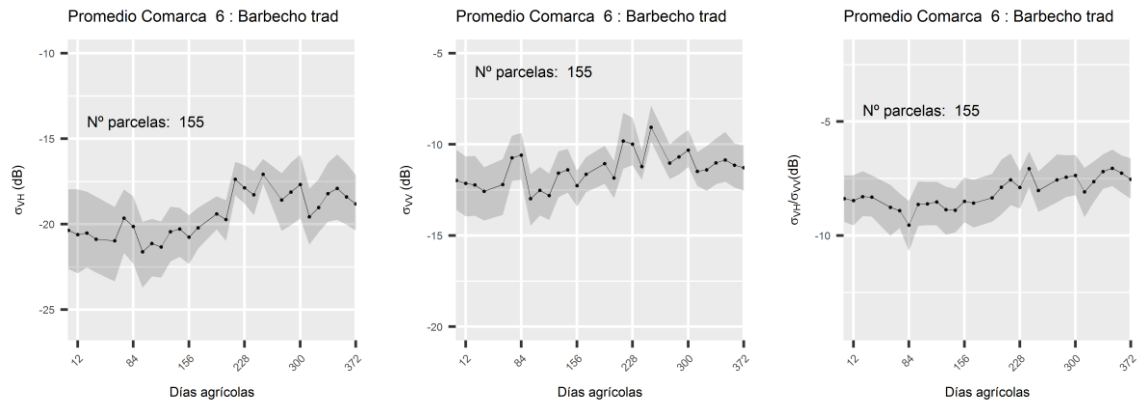


Figura 28. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

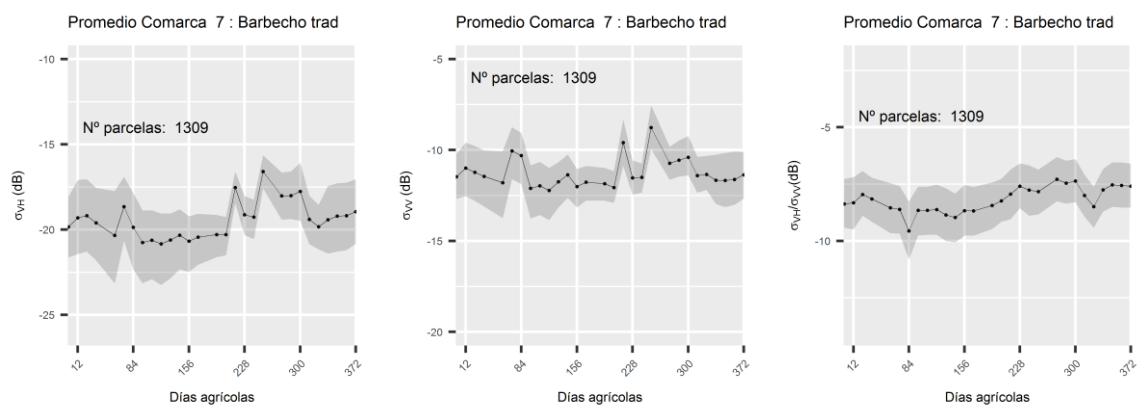


Figura 29. Curvas temporales del barbecho tradicional en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

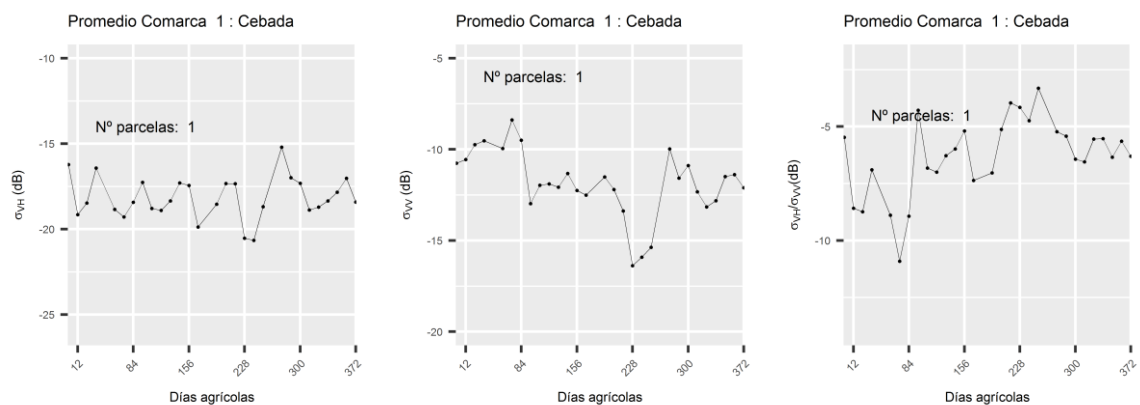


Figura 30. Curvas temporales de la cebada en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

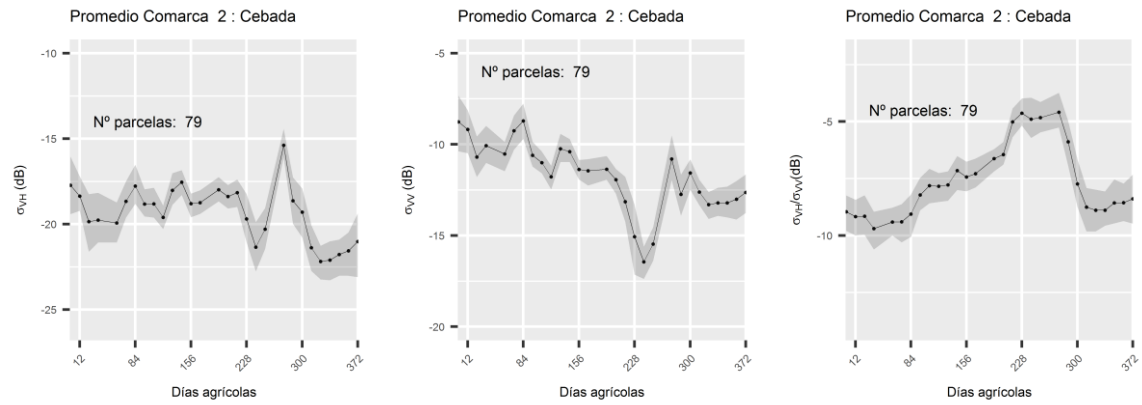


Figura 31. Curvas temporales de la cebada en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

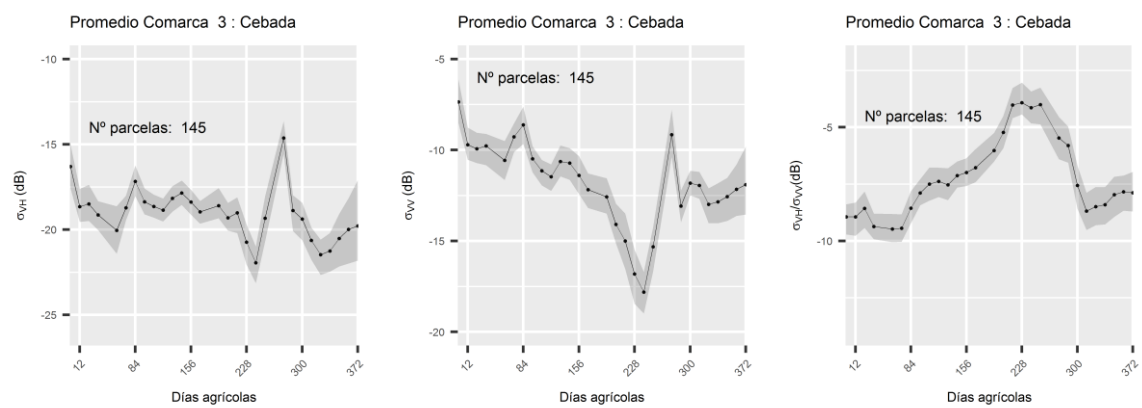


Figura 32. Curvas temporales de la cebada en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

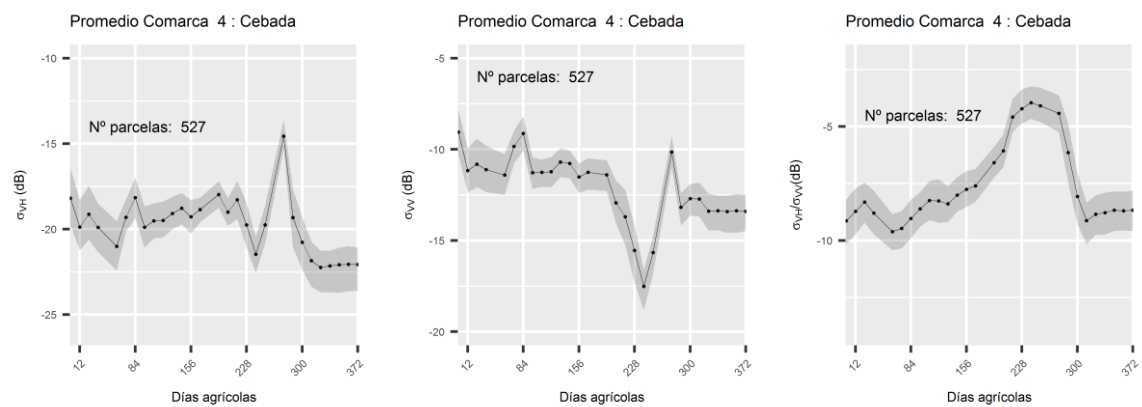


Figura 33. Curvas temporales de la cebada en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

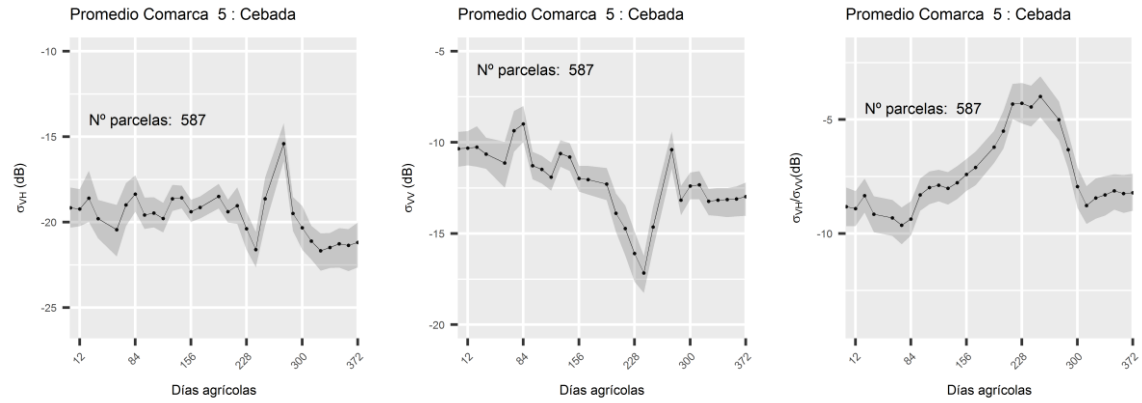


Figura 34. Curvas temporales de la cebada en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

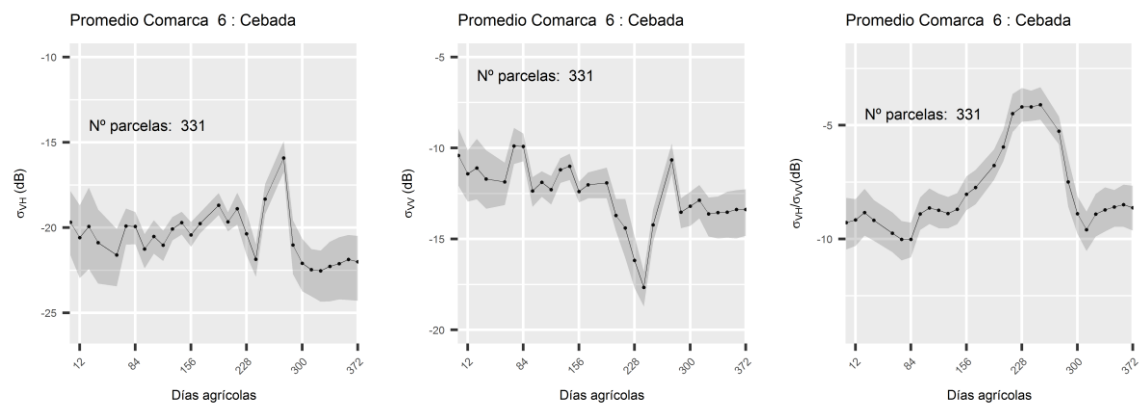


Figura 35. Curvas temporales de la cebada en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

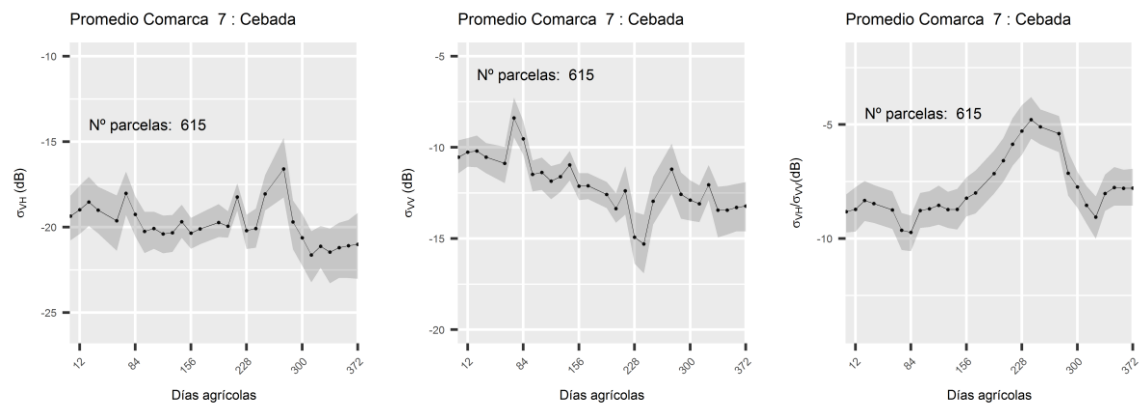


Figura 36. Curvas temporales de la cebada en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

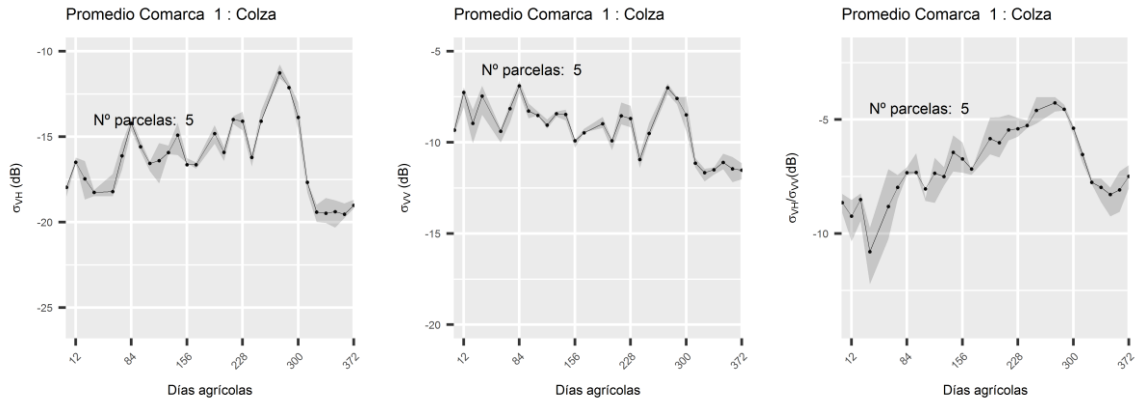


Figura 37. Curvas temporales de la colza en la comarca 1: σ_{vH}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vH}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

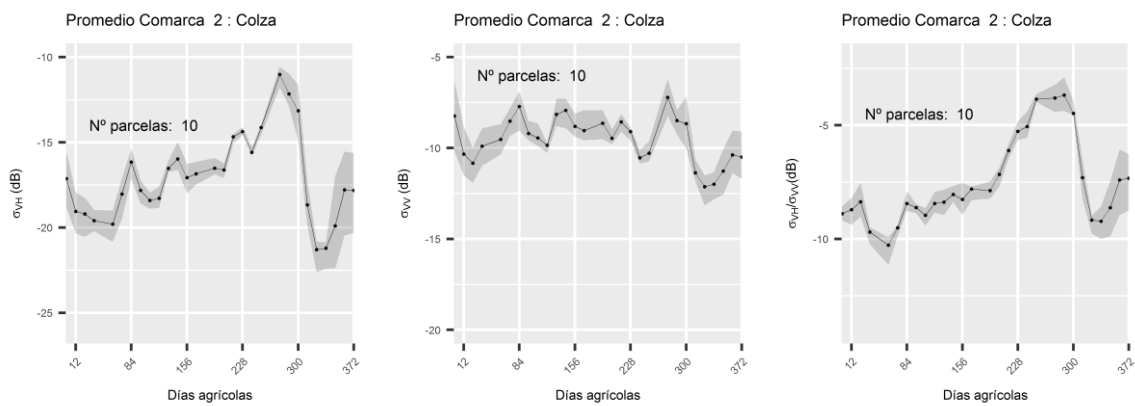


Figura 38. Curvas temporales de la colza en la comarca 2: σ_{vH}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vH}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

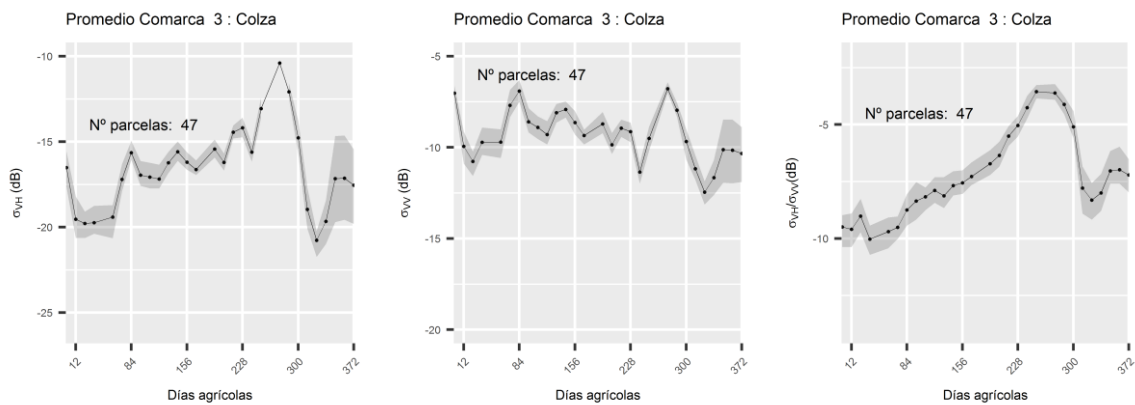


Figura 39. Curvas temporales de la colza en la comarca 3: σ_{vH}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vH}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

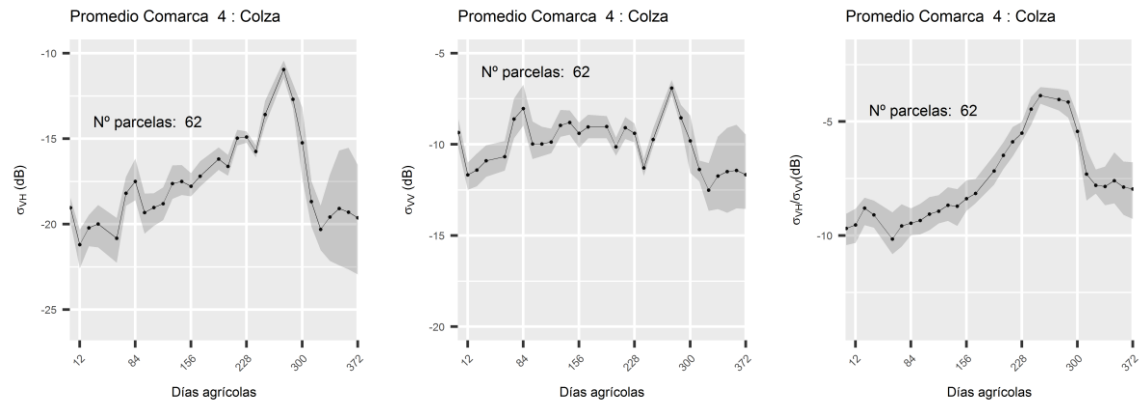


Figura 40. Curvas temporales de la colza en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

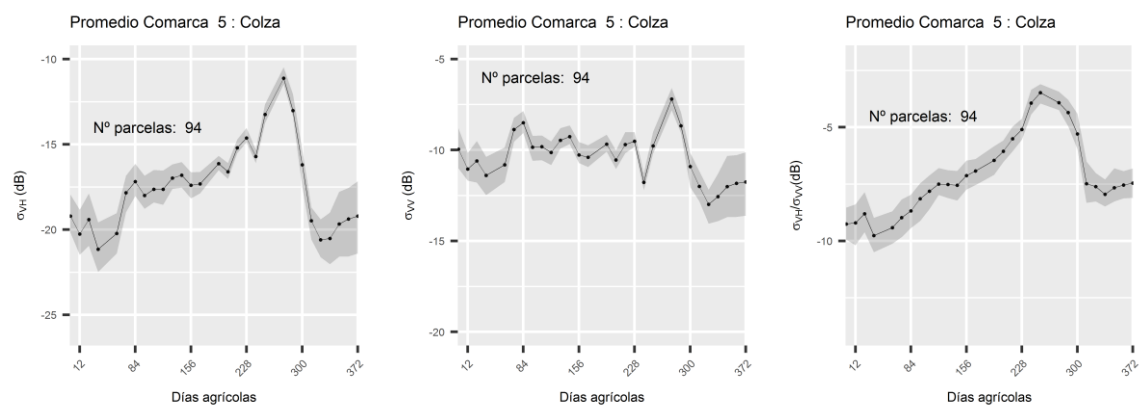


Figura 41. Curvas temporales de la colza en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

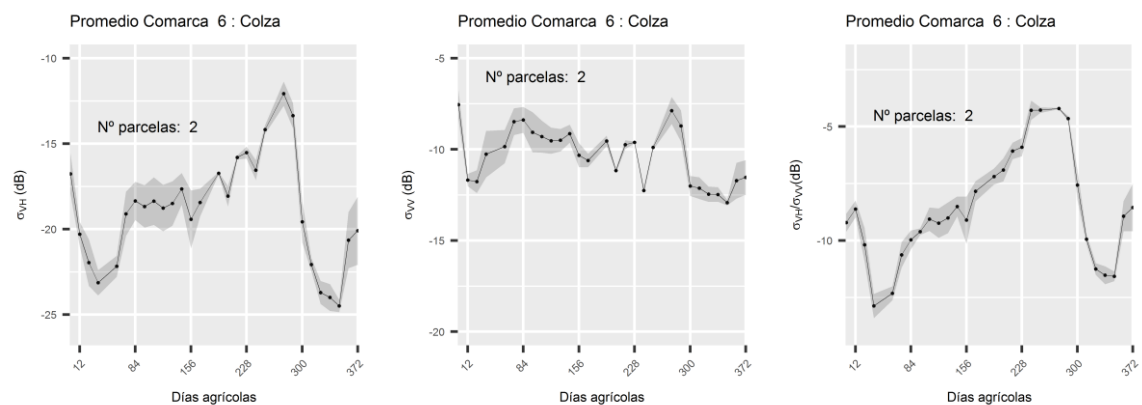


Figura 42. Curvas temporales de la colza en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

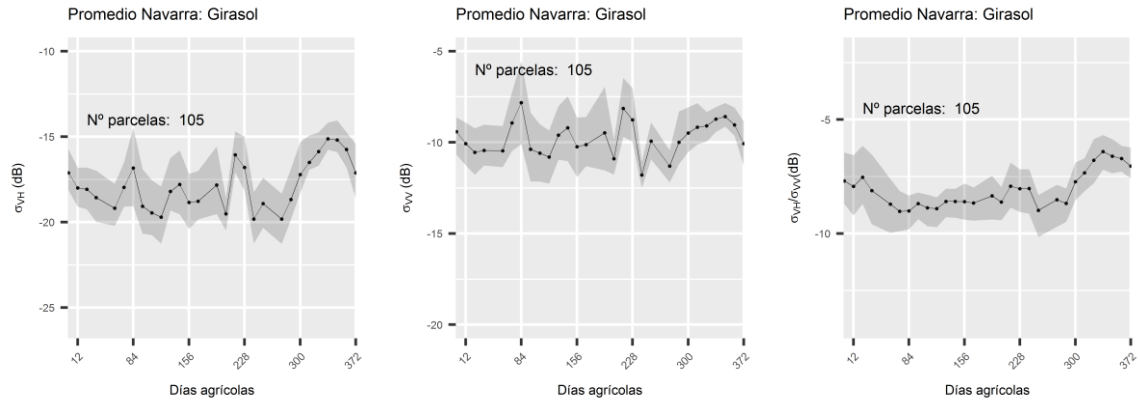


Figura 43. Curvas temporales del girasol en la Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

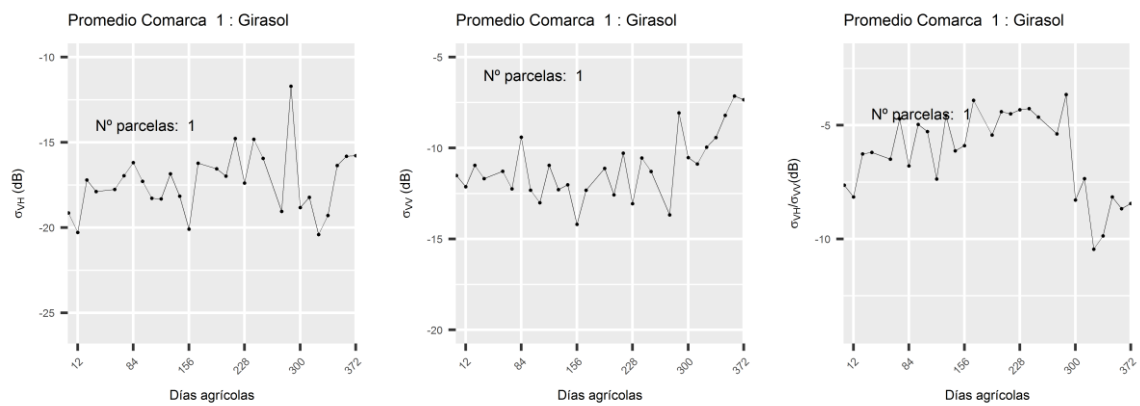


Figura 44. Curvas temporales del girasol en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

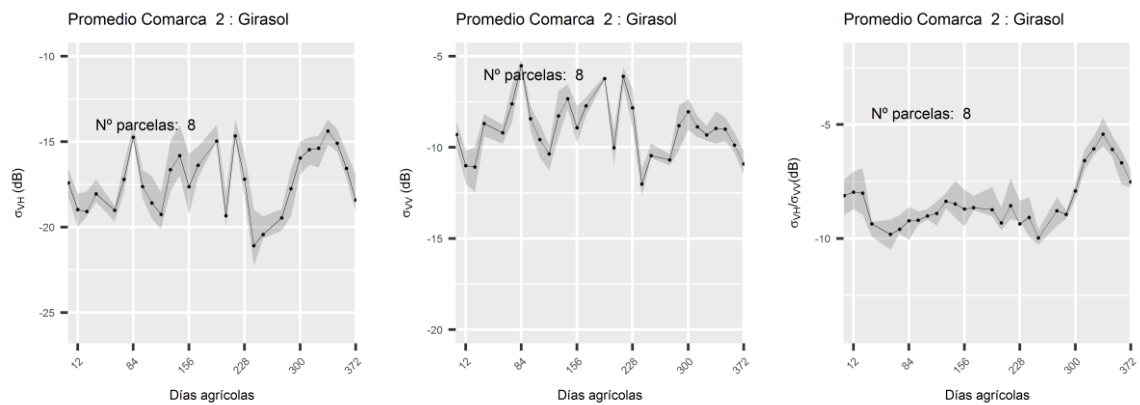


Figura 45. Curvas temporales del girasol en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

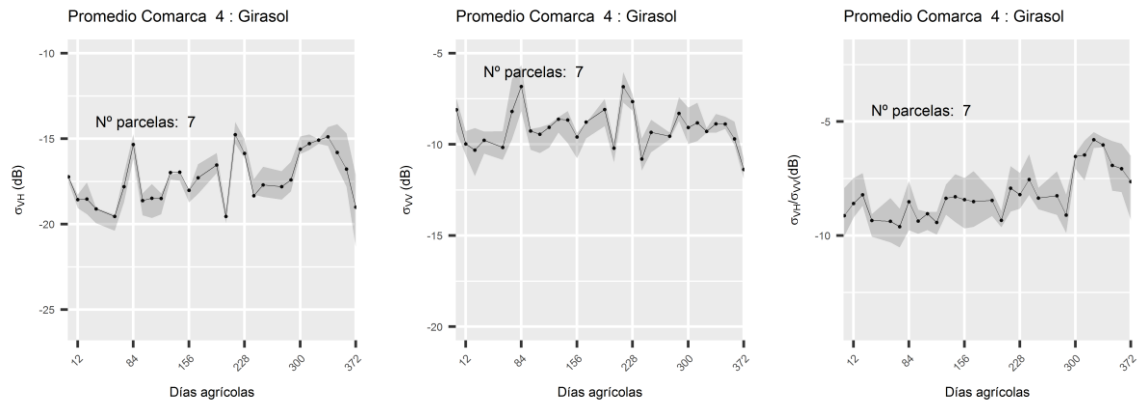


Figura 46. Curvas temporales del girasol en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

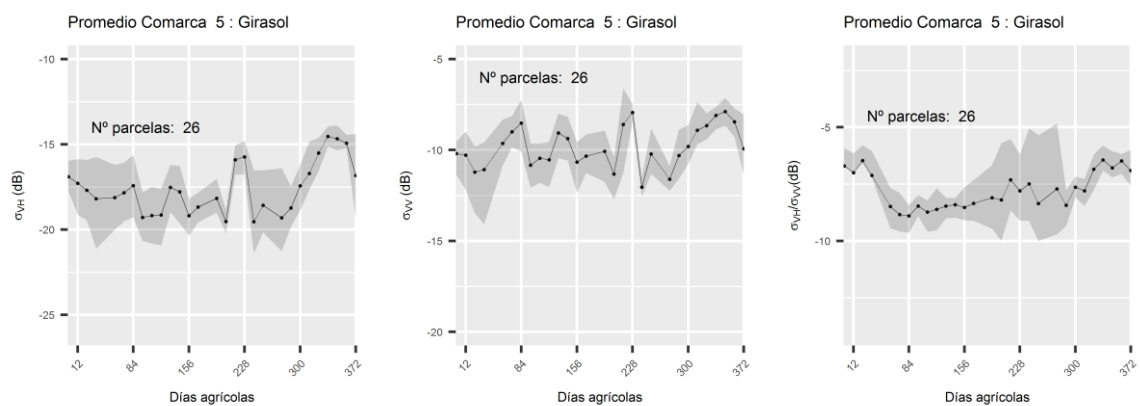


Figura 47. Curvas temporales del girasol en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

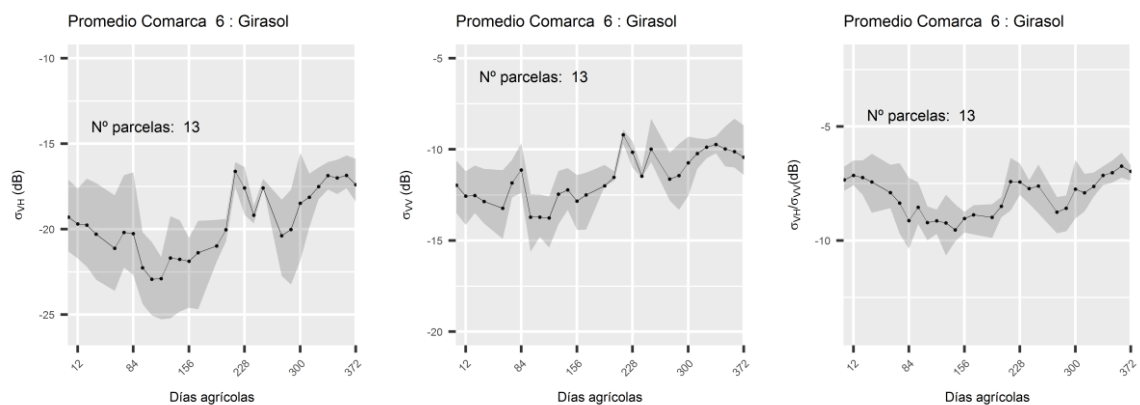


Figura 48. Curvas temporales del girasol en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

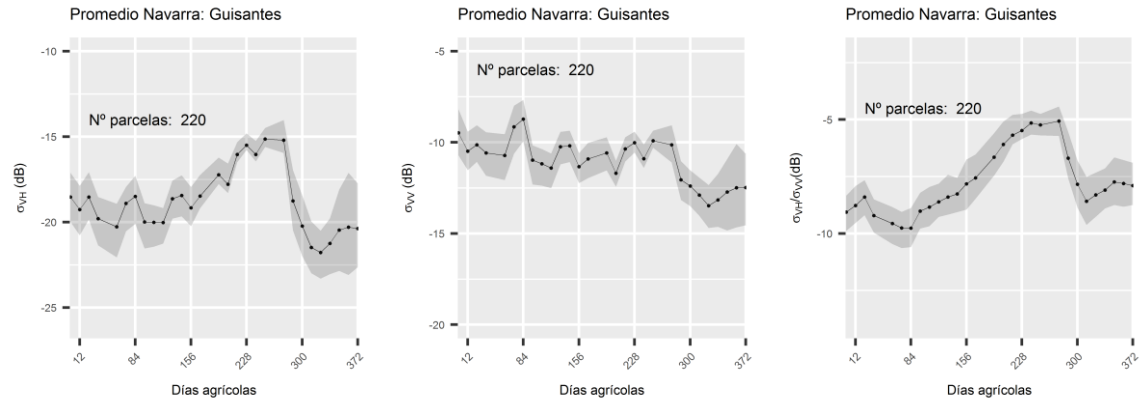


Figura 49. Curvas temporales del guisante en la Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

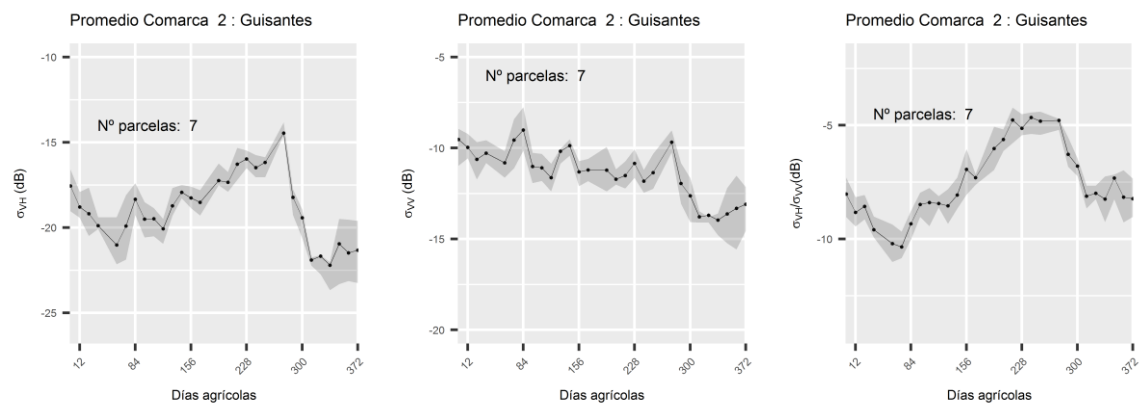


Figura 50. Curvas temporales del guisante en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

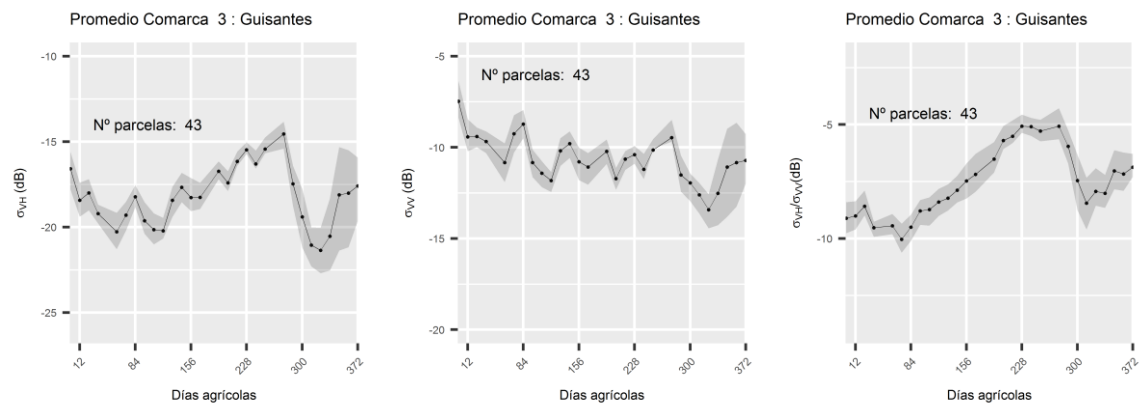


Figura 51. Curvas temporales del guisante en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

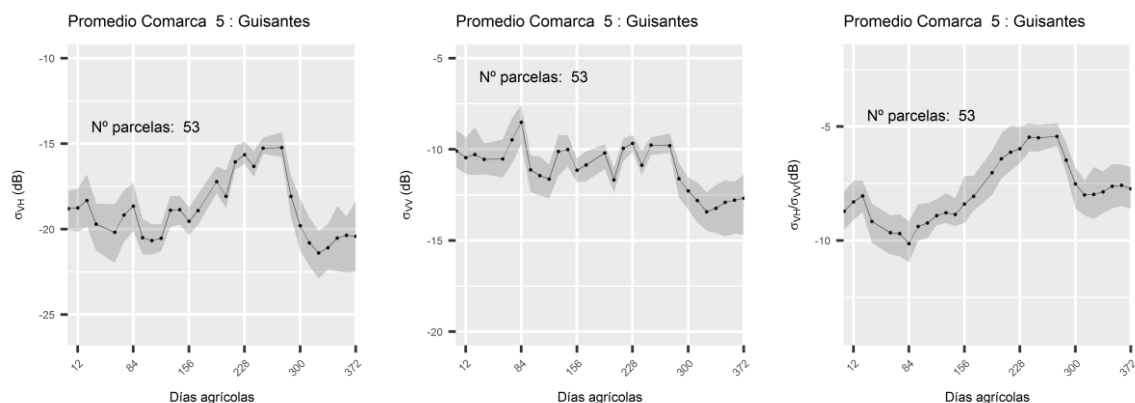


Figura 52. Curvas temporales del guisante en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

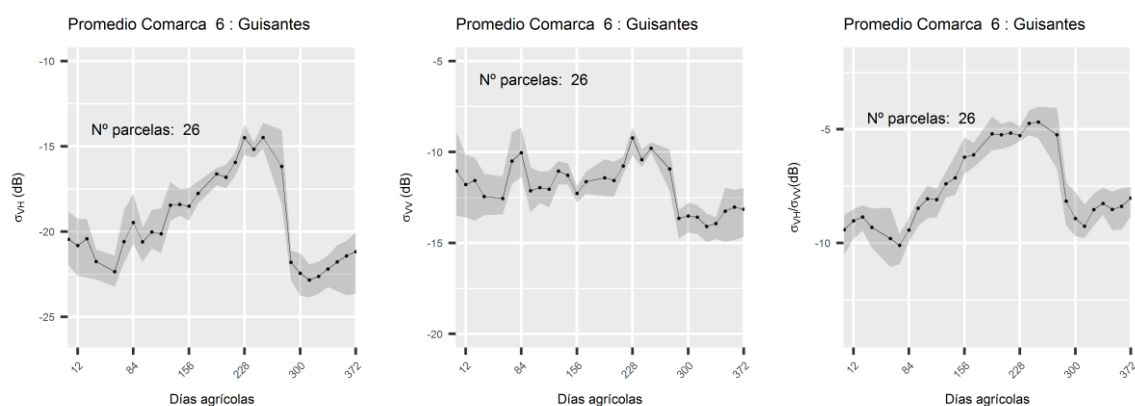


Figura 53. Curvas temporales del guisante en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

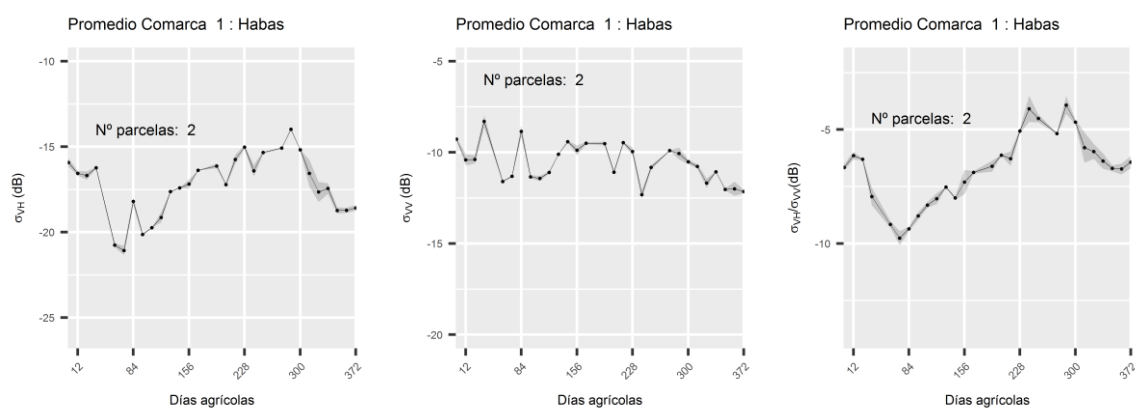


Figura 54. Curvas temporales de las habas en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

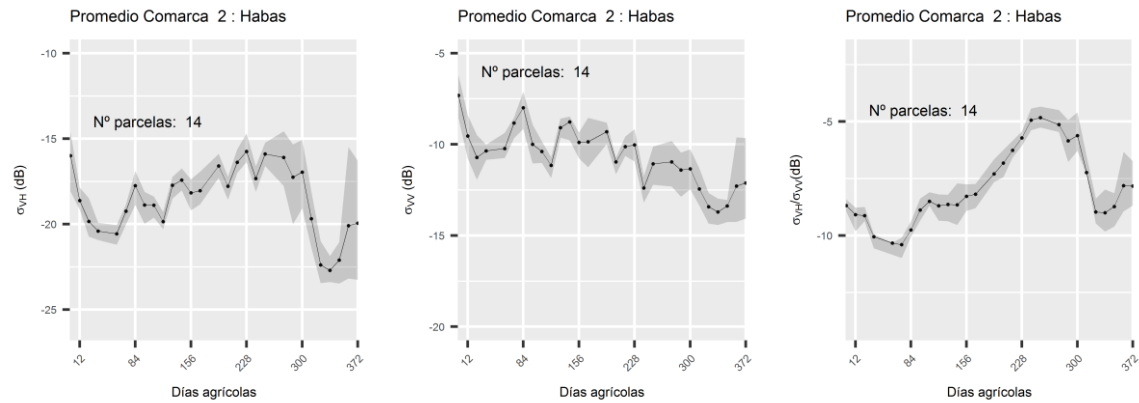


Figura 55. Curvas temporales de las habas en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

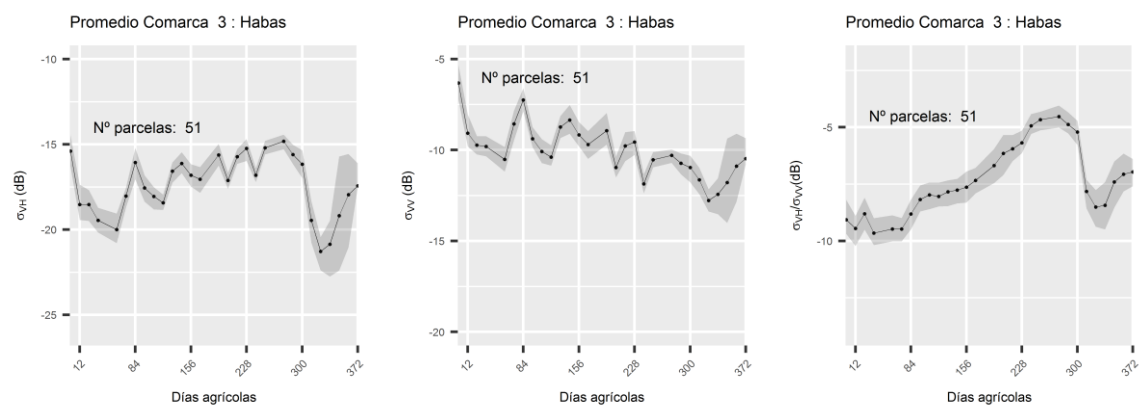


Figura 56. Curvas temporales de las habas en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

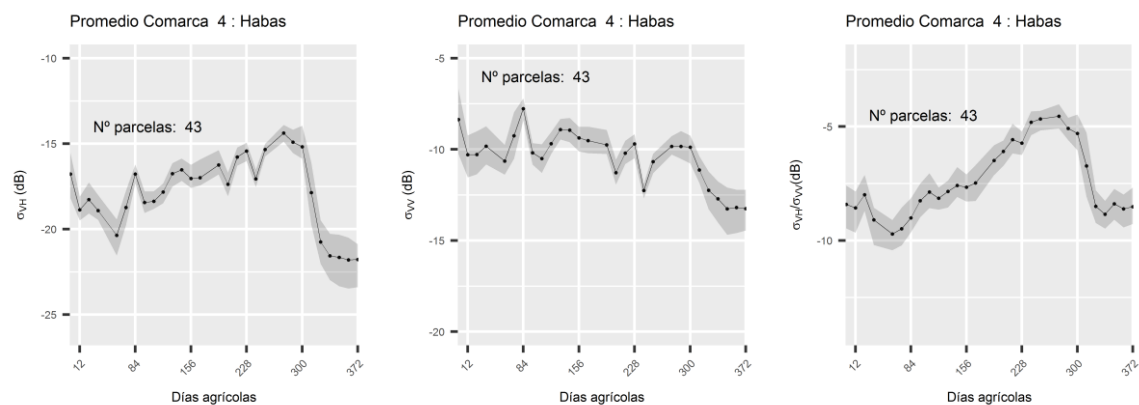


Figura 57. Curvas temporales de las habas en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

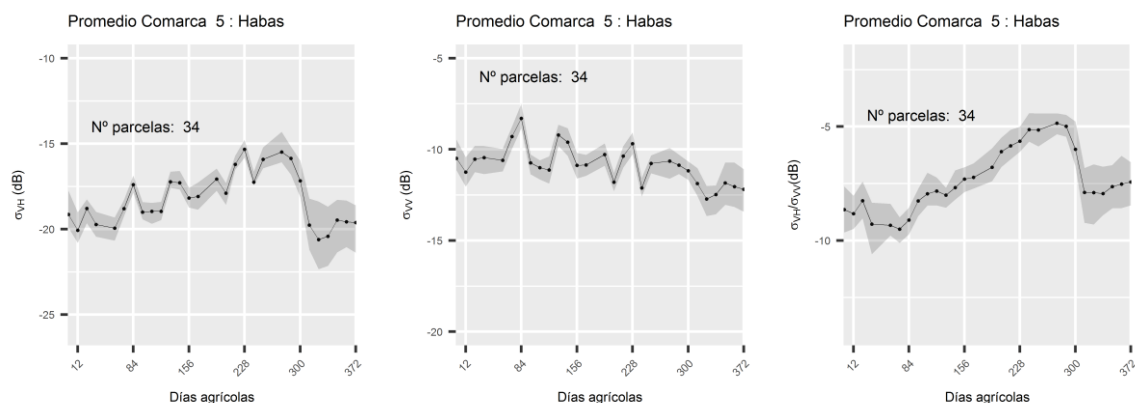


Figura 58. Curvas temporales de las habas en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

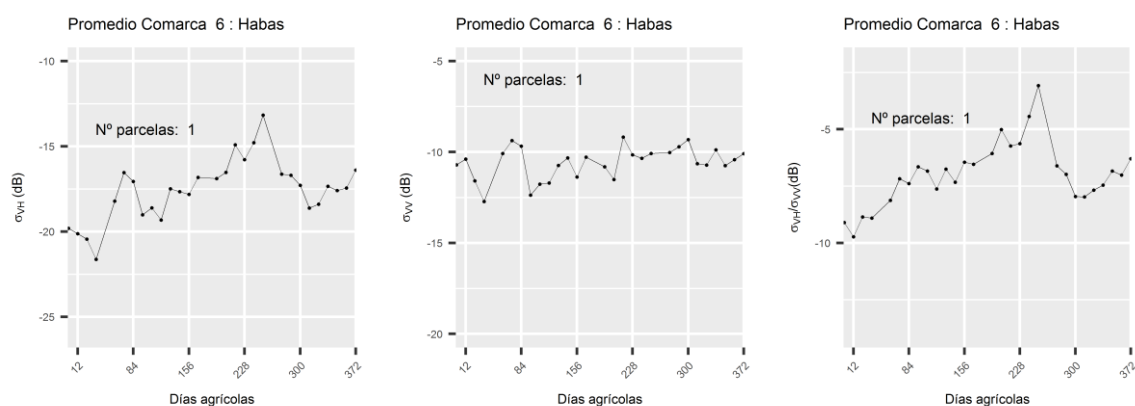


Figura 59. Curvas temporales de las habas en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

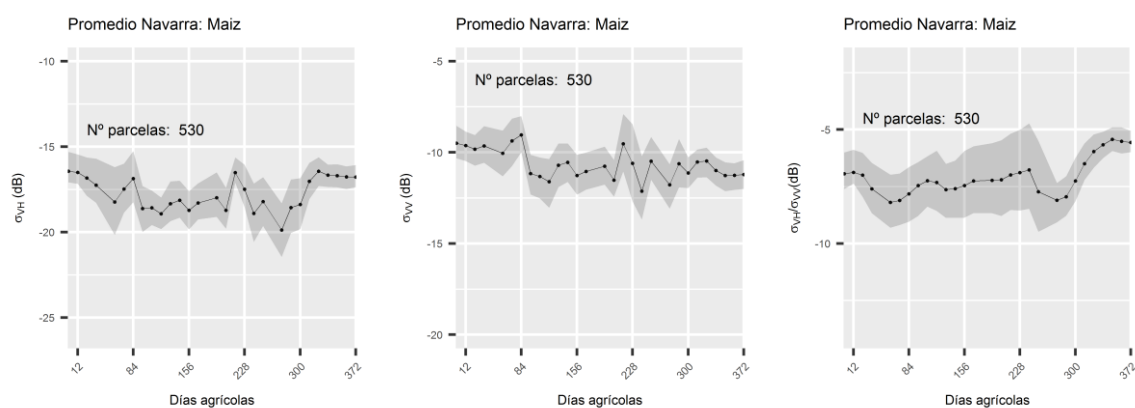


Figura 60. Curvas temporales del maíz en la Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

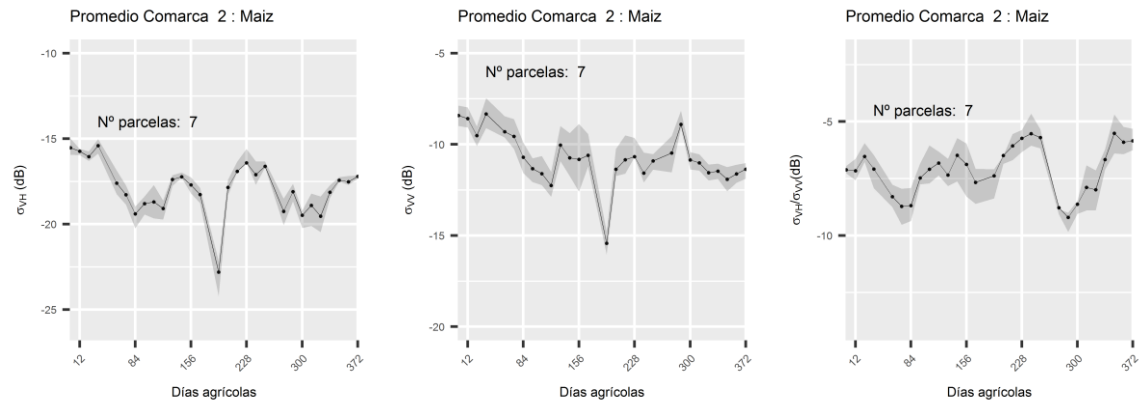


Figura 61. Curvas temporales del maíz en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

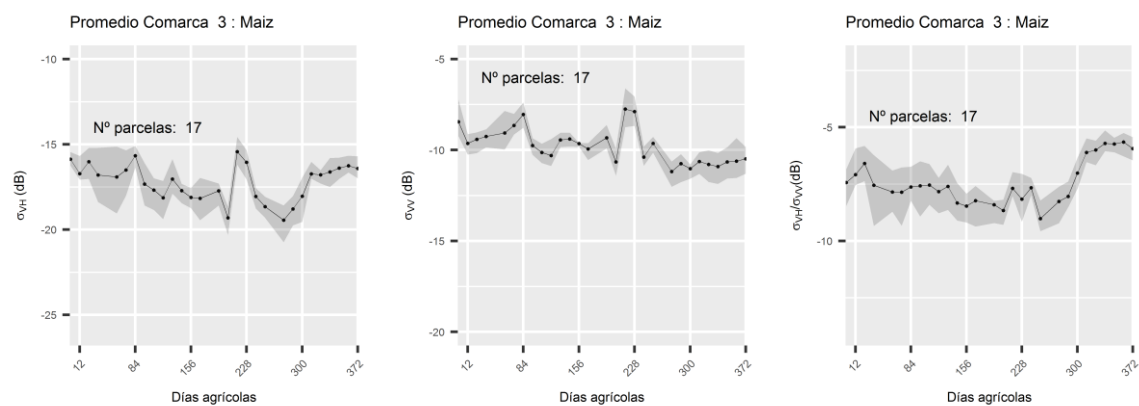


Figura 62. Curvas temporales del maíz en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

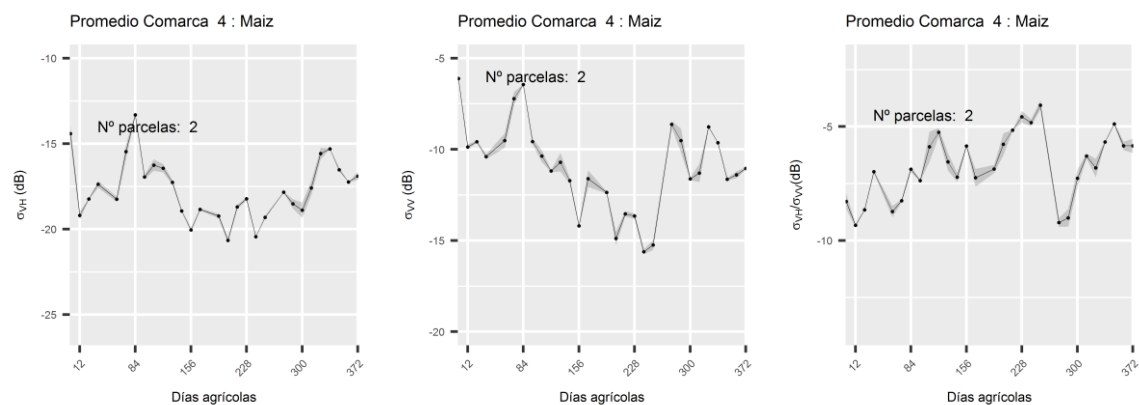


Figura 63. Curvas temporales del maíz en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

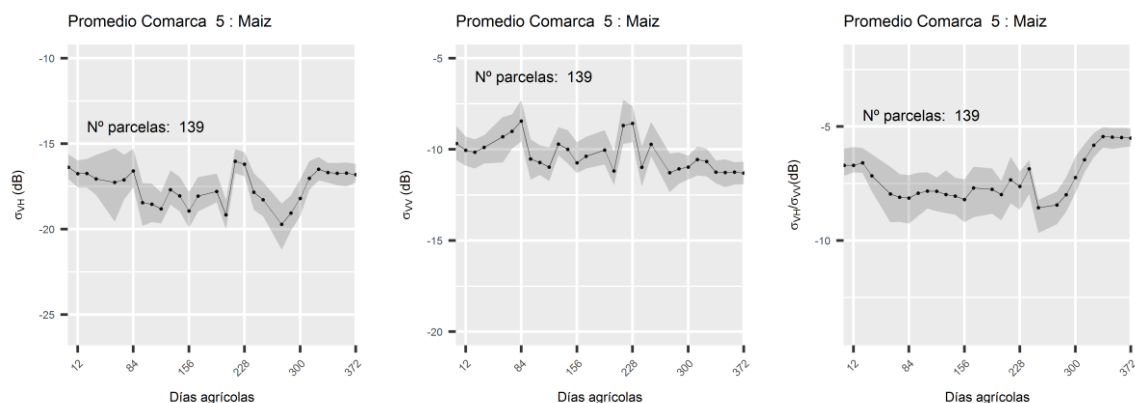


Figura 64. Curvas temporales del maíz en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

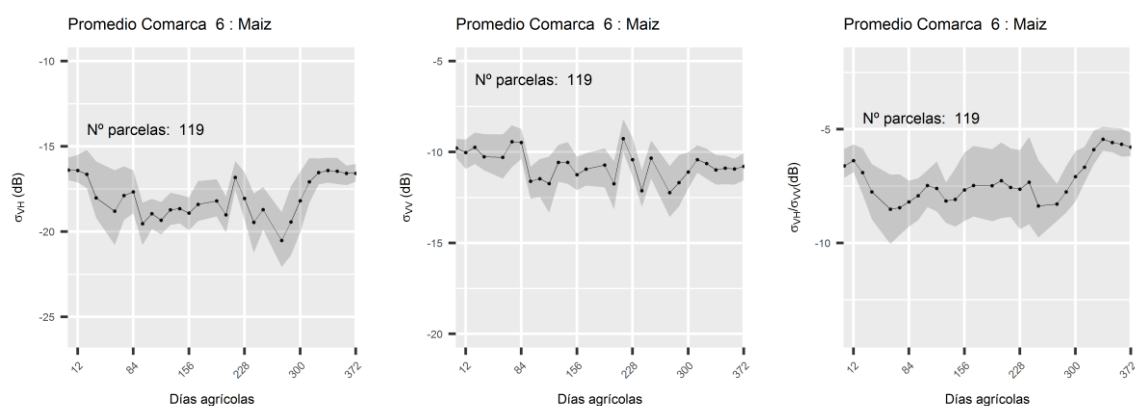


Figura 65. Curvas temporales del maíz en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

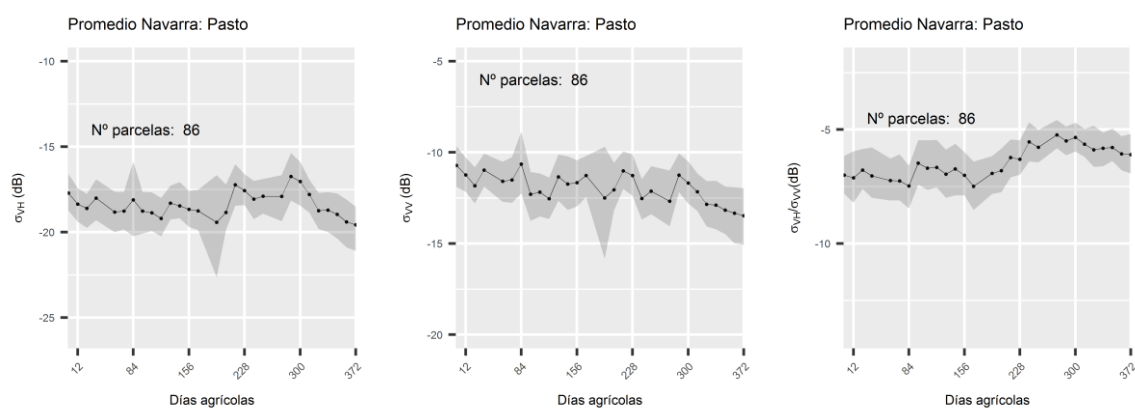


Figura 66. Curvas temporales del pasto en la Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

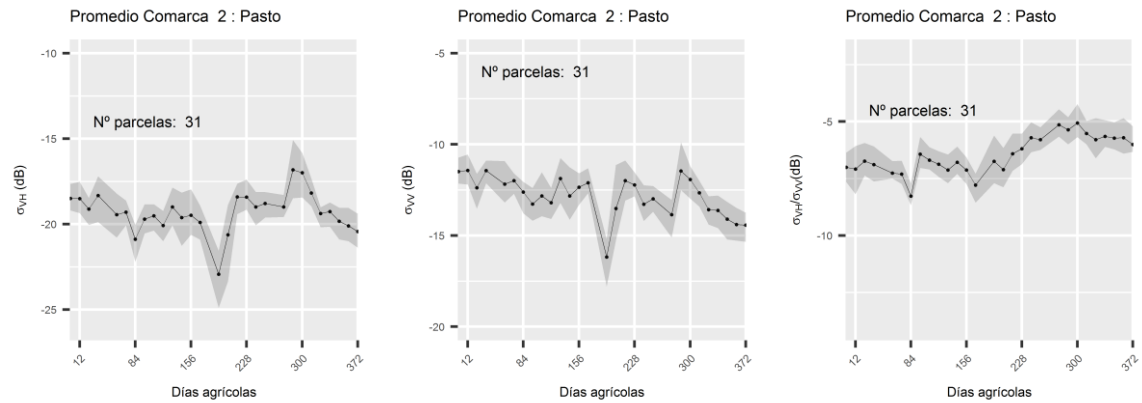


Figura 67. Curvas temporales del pasto en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

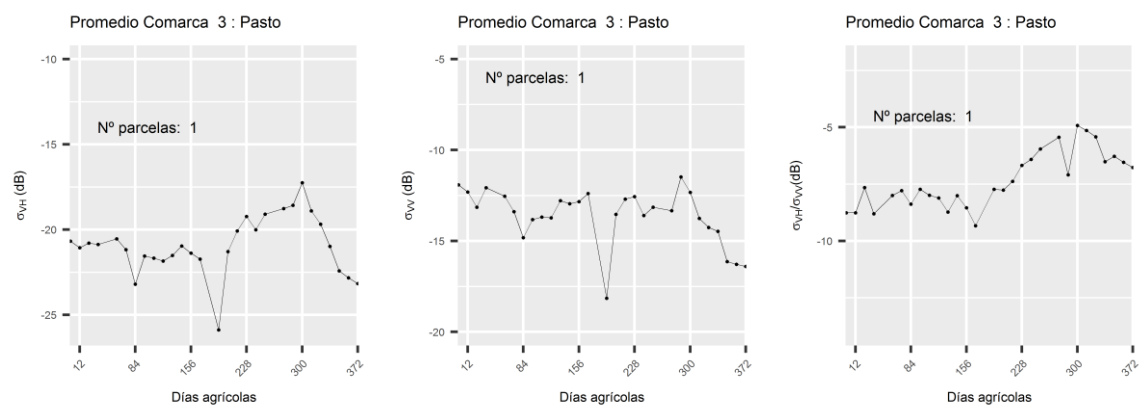


Figura 68. Curvas temporales del pasto en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

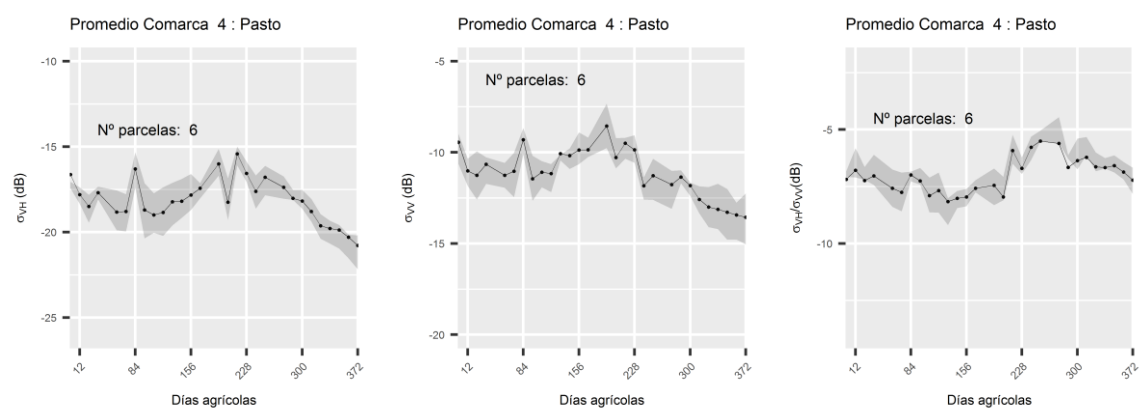


Figura 69. Curvas temporales del pasto en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

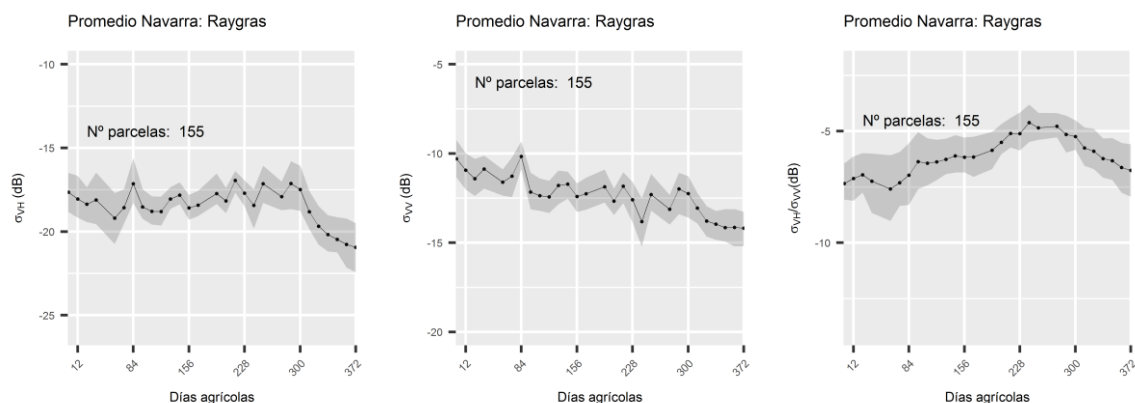


Figura 70. Curvas temporales del raygras en la Navarra: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

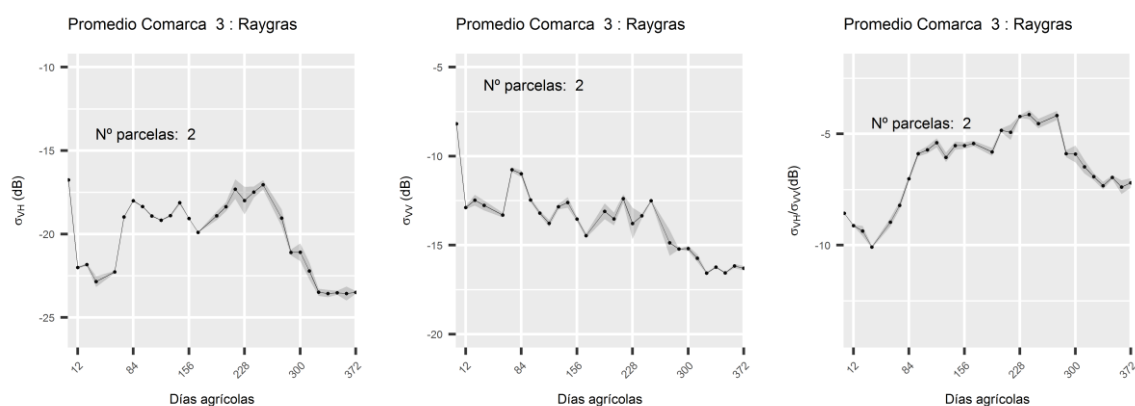


Figura 71. Curvas temporales del raygras en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

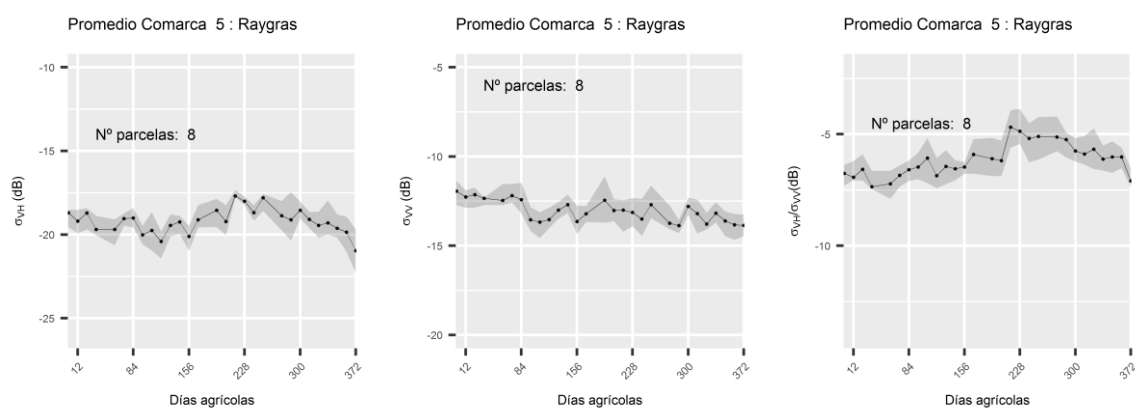


Figura 72. Curvas temporales del raygras en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

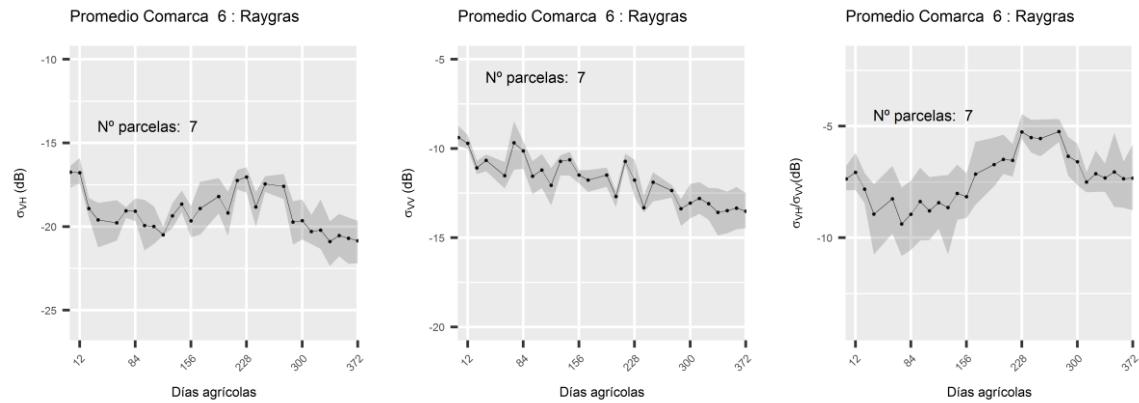


Figura 73. Curvas temporales del raygras en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

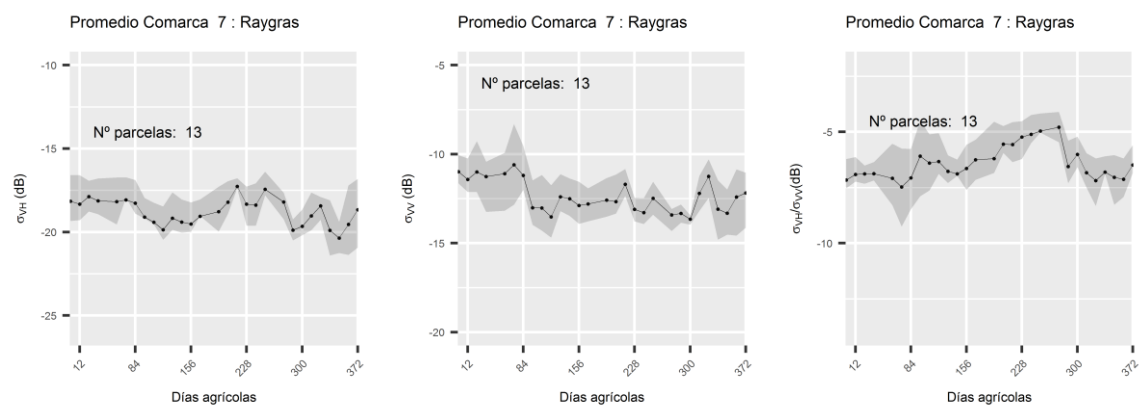


Figura 74. Curvas temporales del raygras en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

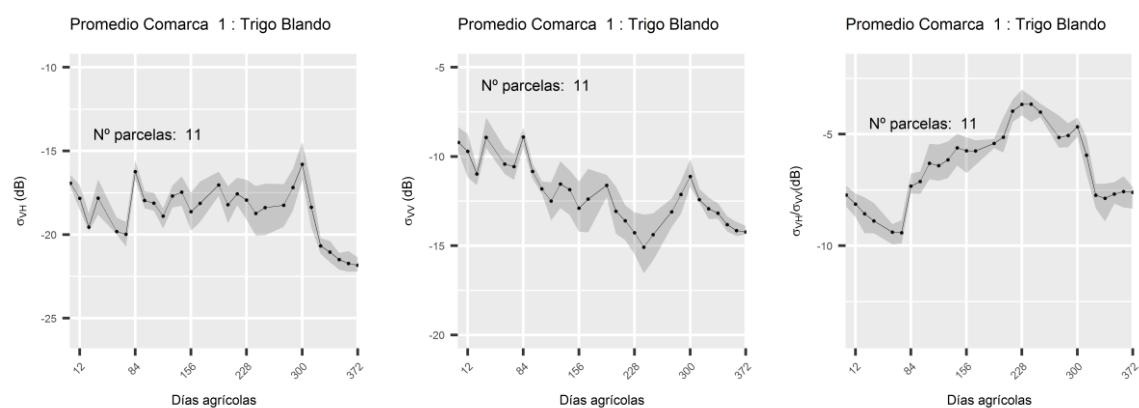


Figura 75. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 1: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

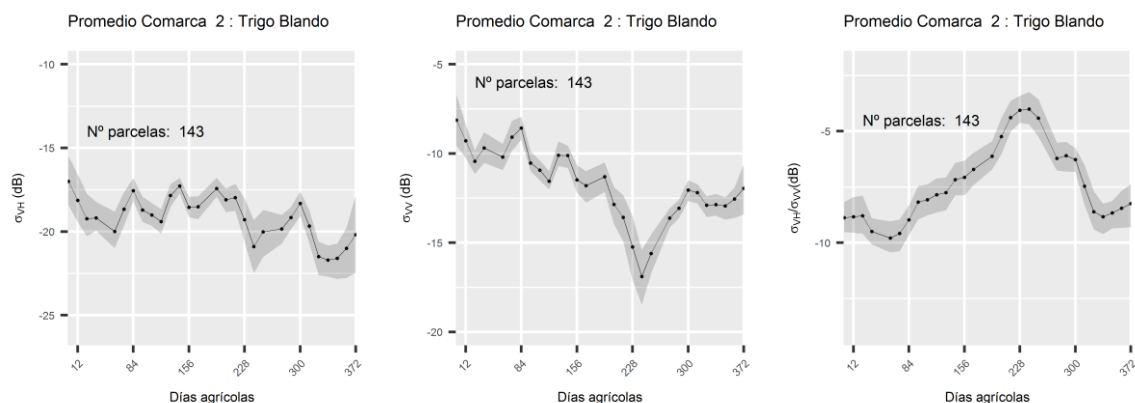


Figura 76. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

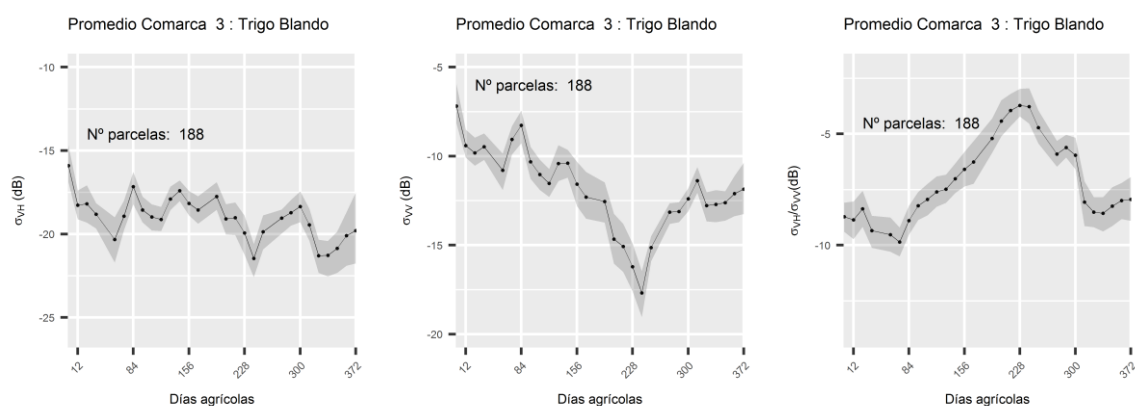


Figura 77. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

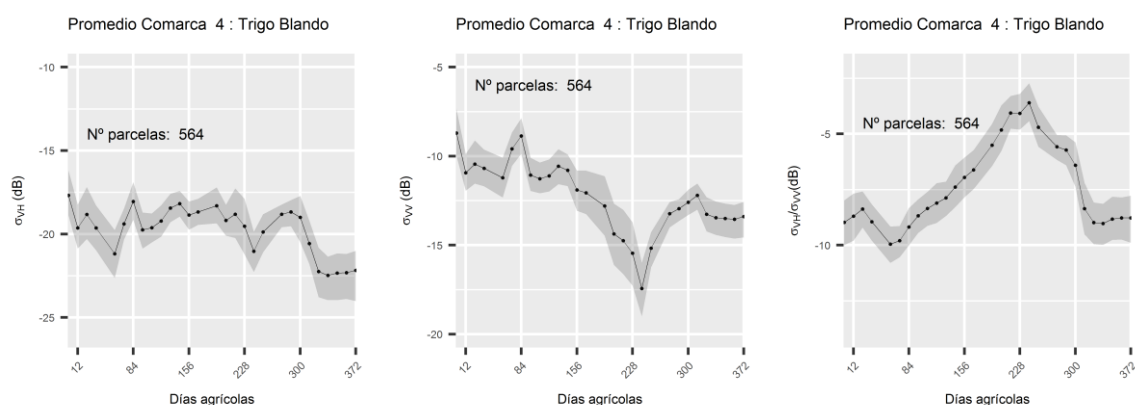


Figura 78. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

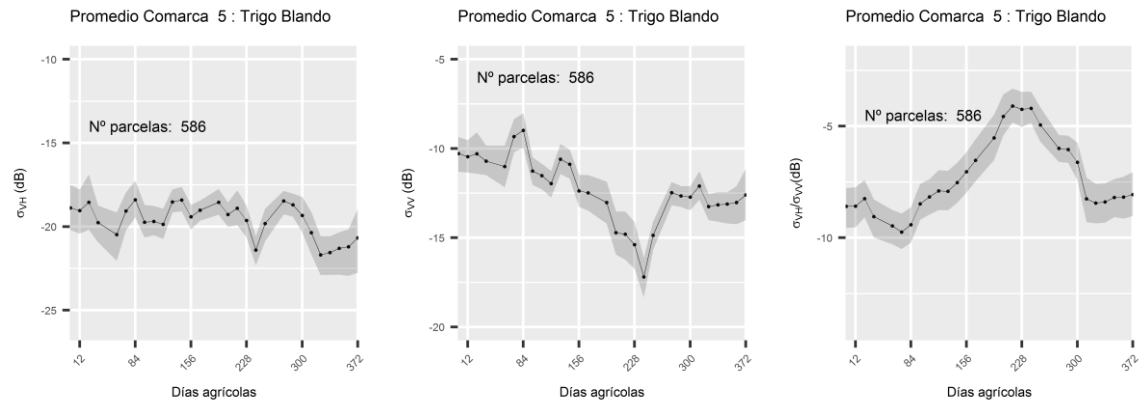


Figura 79. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 5: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

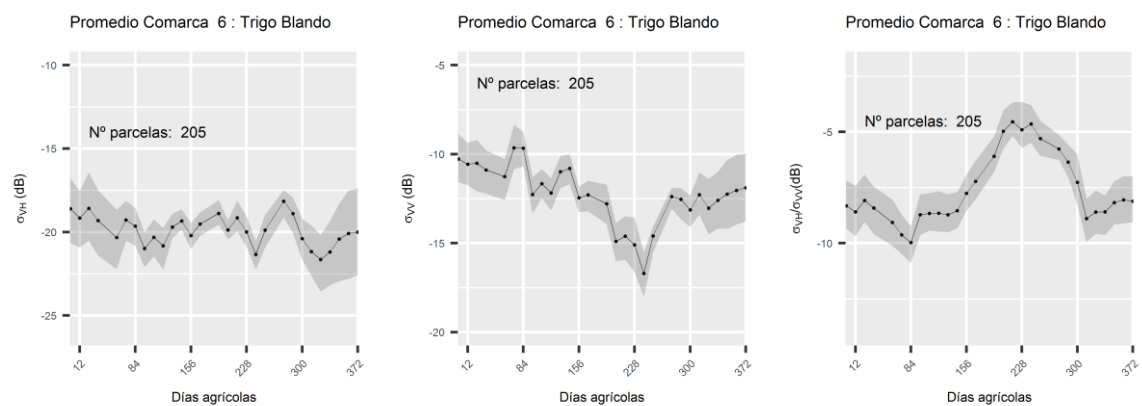


Figura 80. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 6: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

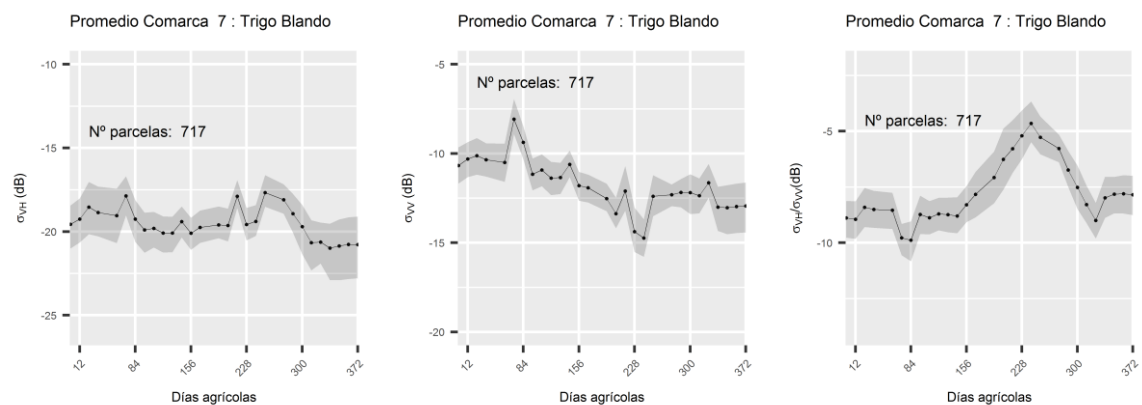


Figura 81. Curvas temporales del trigo blando en la comarca 7: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

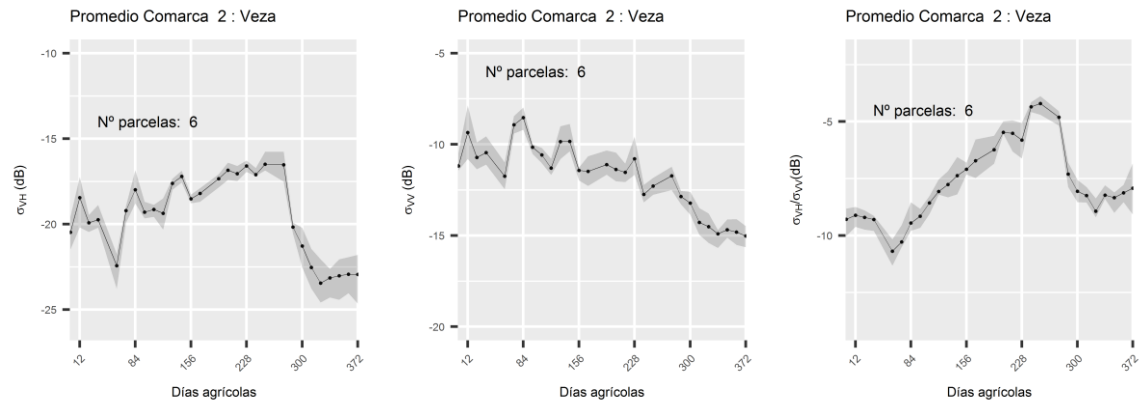


Figura 82. Curvas temporales de la veza en la comarca 2: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

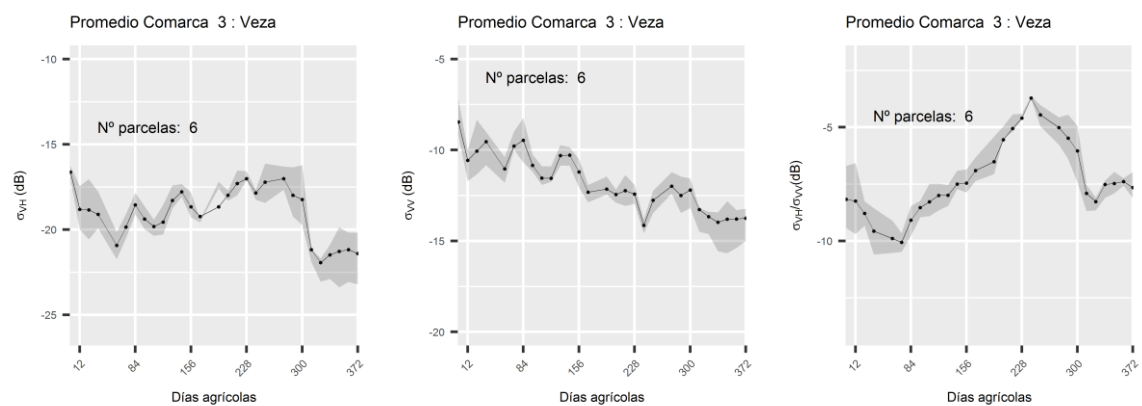


Figura 83. Curvas temporales de la veza en la comarca 3: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

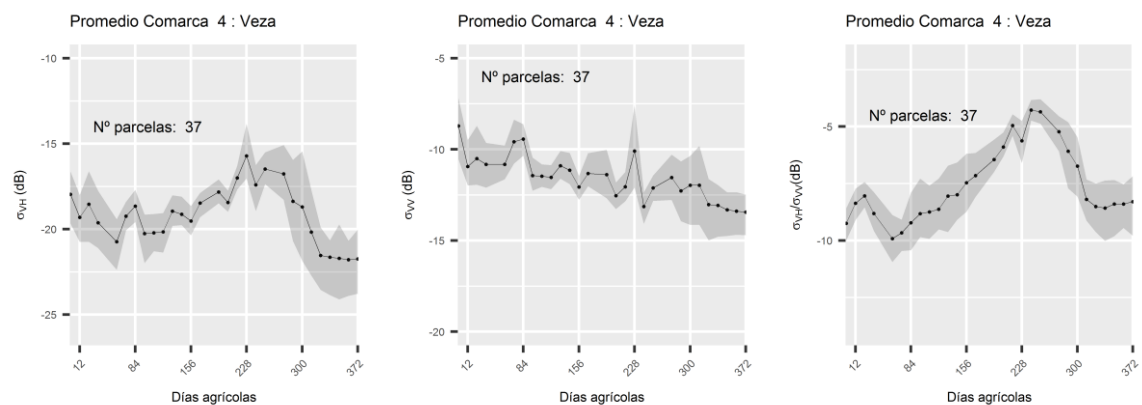


Figura 84. Curvas temporales de la veza en la comarca 4: σ_{vh}^0 (izquierda), σ_{vv}^0 (centro) y $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$ (derecha)

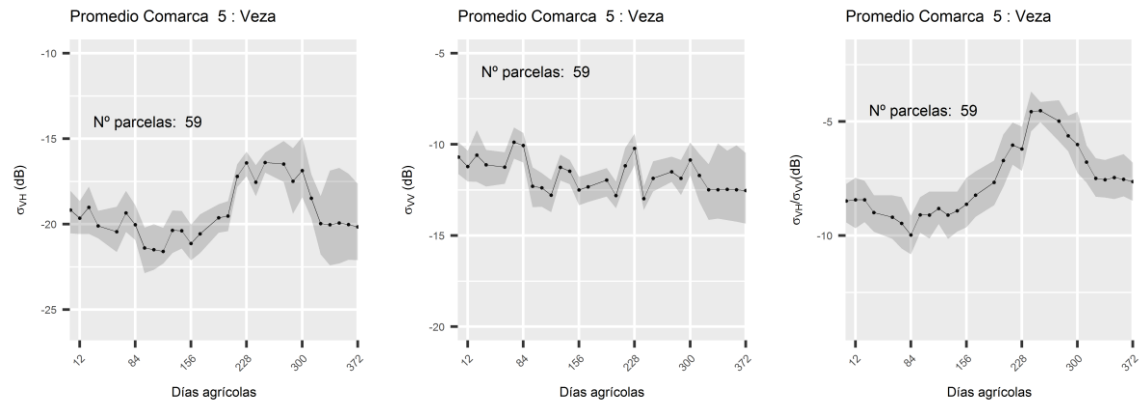


Figura 85. Curvas temporales de la veza en la comarca 5: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

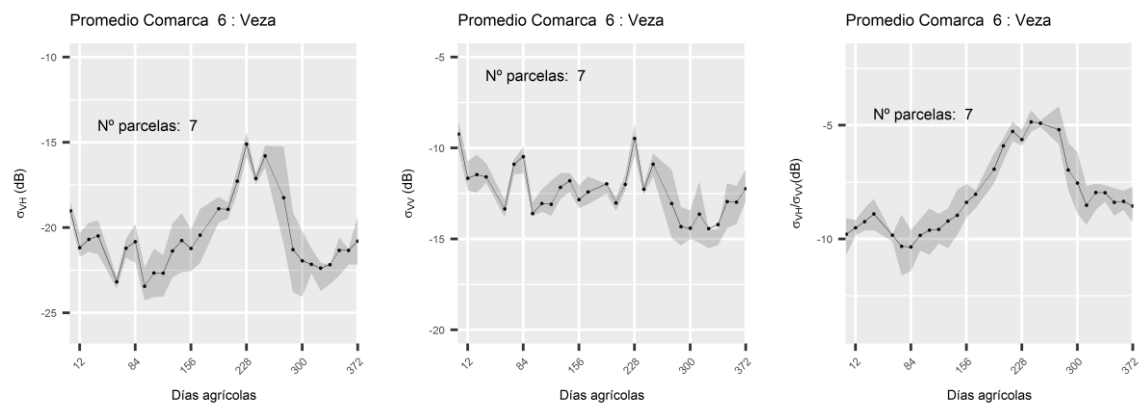


Figura 86. Curvas temporales de la veza en la comarca 6: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

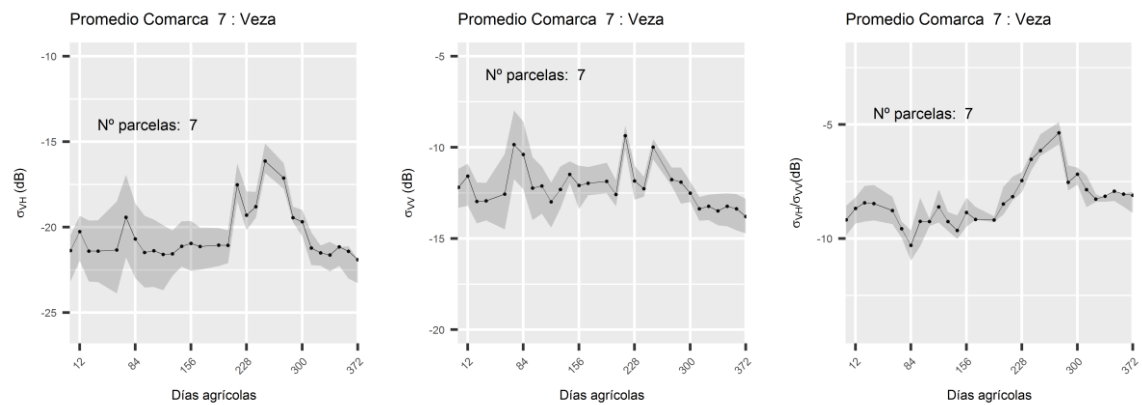
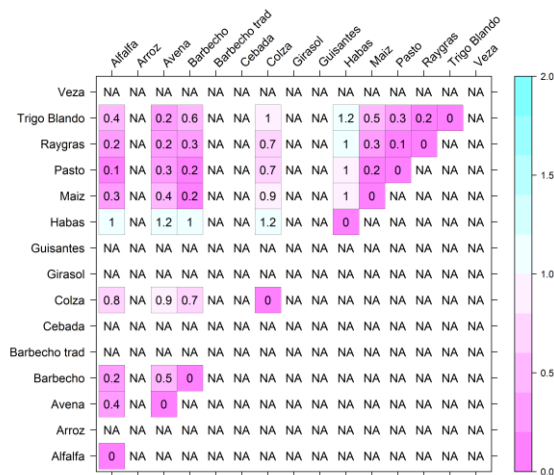


Figura 87. Curvas temporales de la veza en la comarca 7: σ_{VH}^0 (izquierda), σ_{VV}^0 (centro) y $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (derecha)

ANEXO 3: MATRICES DE SEPARABILIDAD

En este anexo se muestran las matrices de separabilidad de las distintas comarcas.

Matriz de separabilidad media Comarca 1: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 1: σ_{VH}

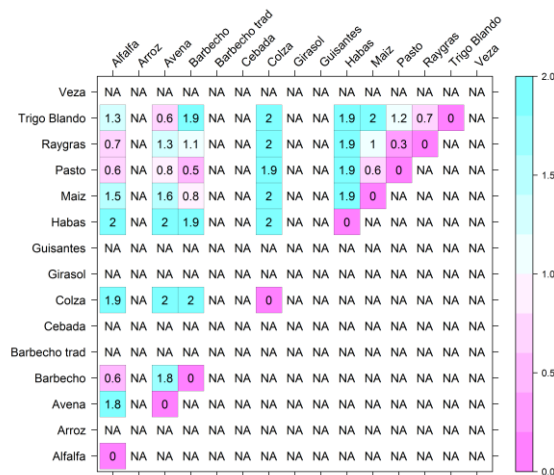
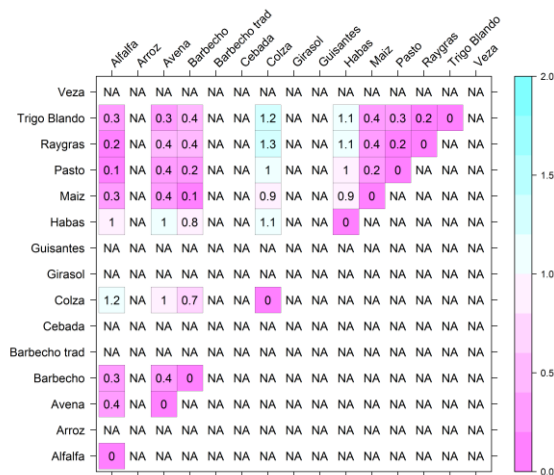


Figura 1. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 1 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 1: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 1: σ_{VV}

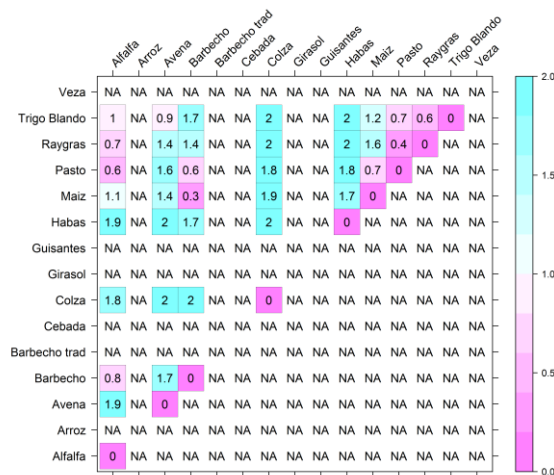


Figura 2. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 1 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 1: σ_{VH}/σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 1: σ_{VH}/σ_{VV}

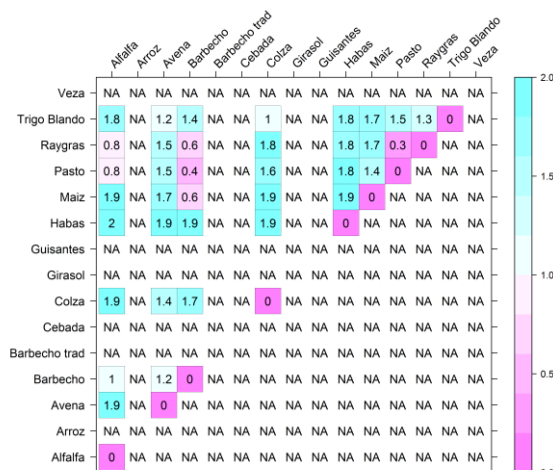
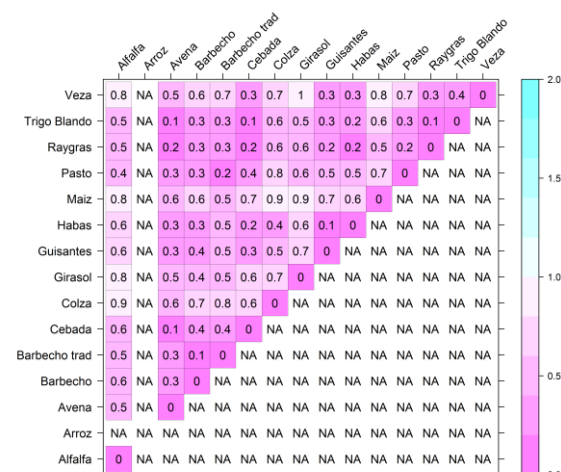


Figura 3. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 1 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 2: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 2: σ_{VH}

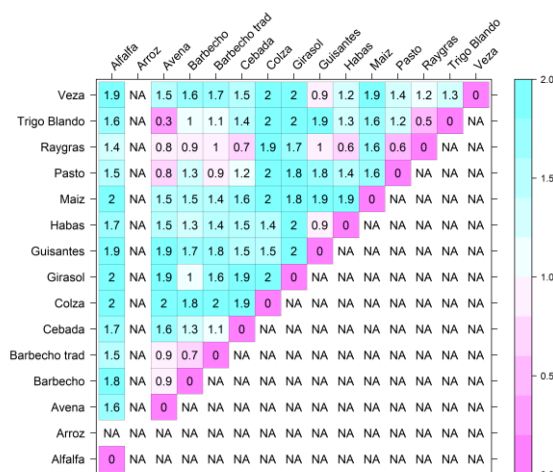
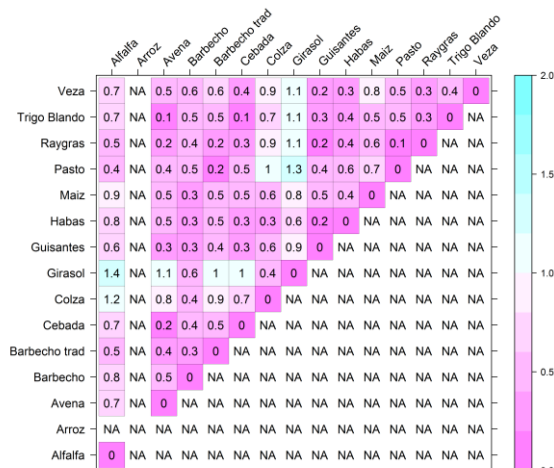


Figura 4. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 2 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 2: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 2: σ_{VV}

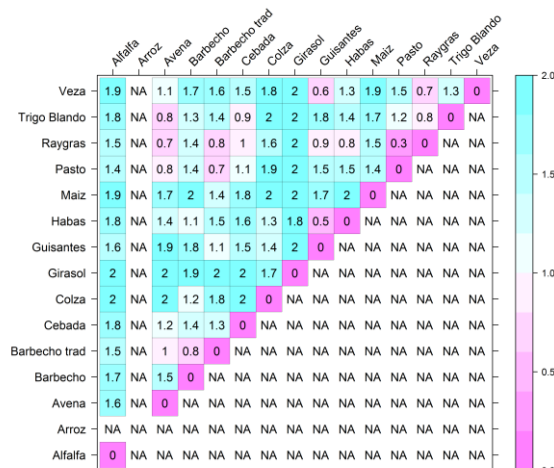
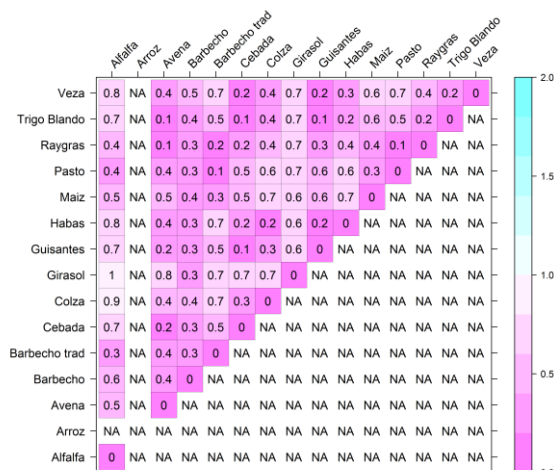


Figura 5. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 2 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 2: σ_{VH}/σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 2: σ_{VH}/σ_{VV}

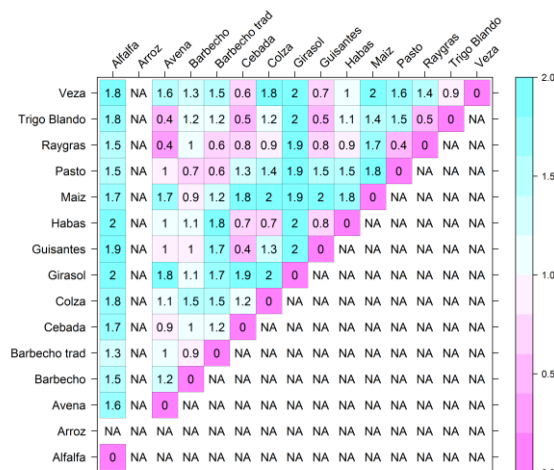
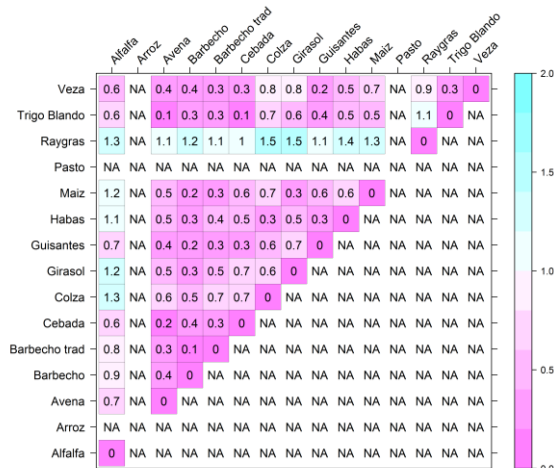


Figura 6. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 2 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 3: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 3: σ_{VH}

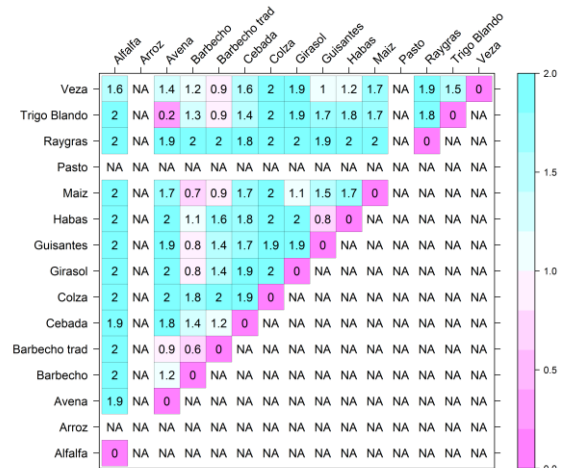
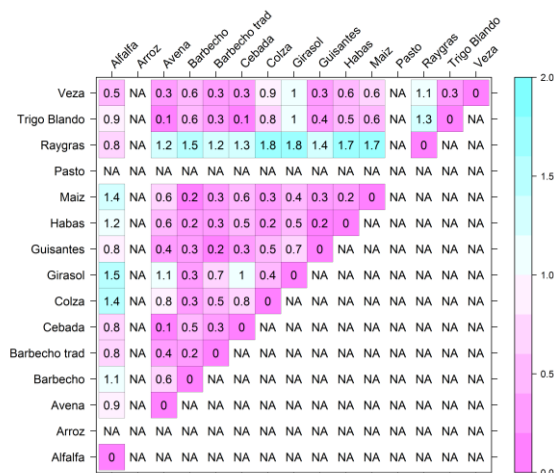


Figura 7. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 3 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 3: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 3: σ_{VV}

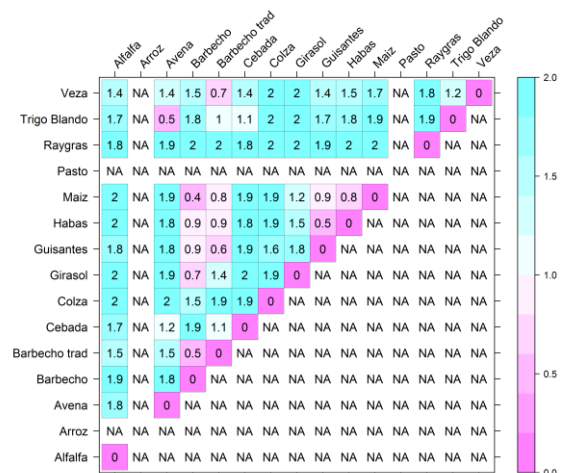
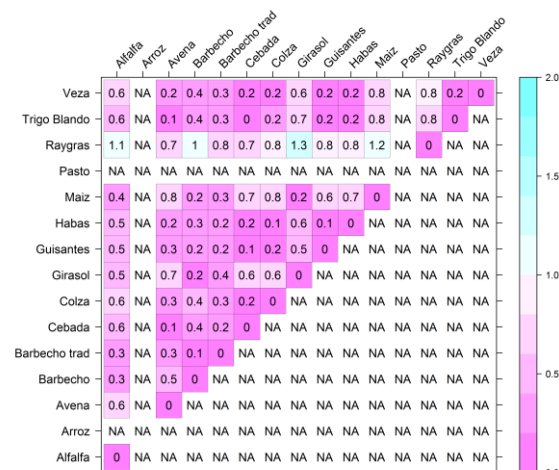


Figura 8. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 3 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 3: σ_{VH}/σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 3: σ_{VH}/σ_{VV}

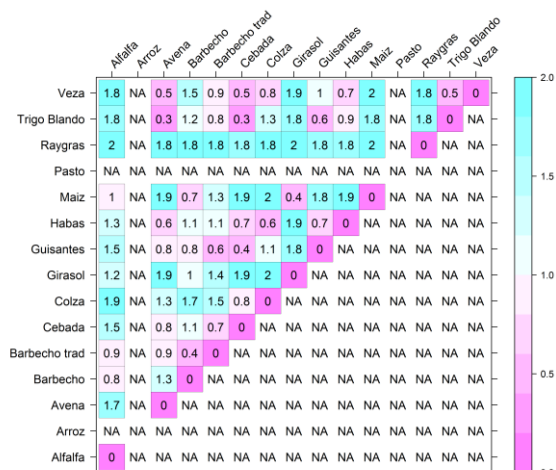
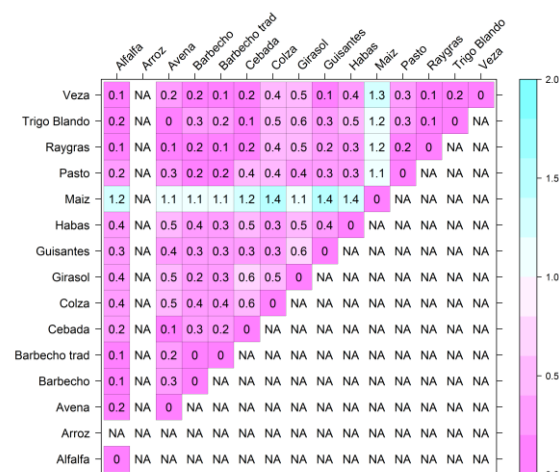


Figura 9. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 3 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 4: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 4: σ_{VH}

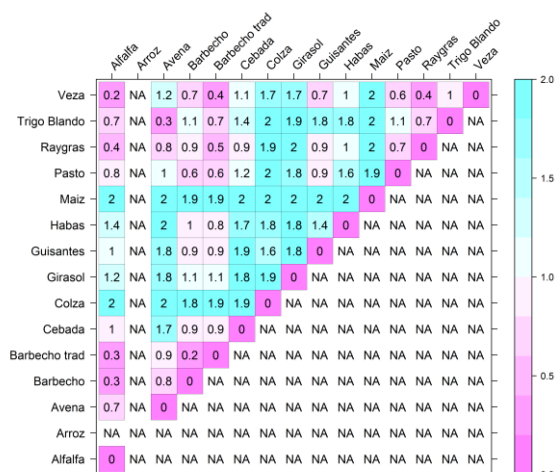
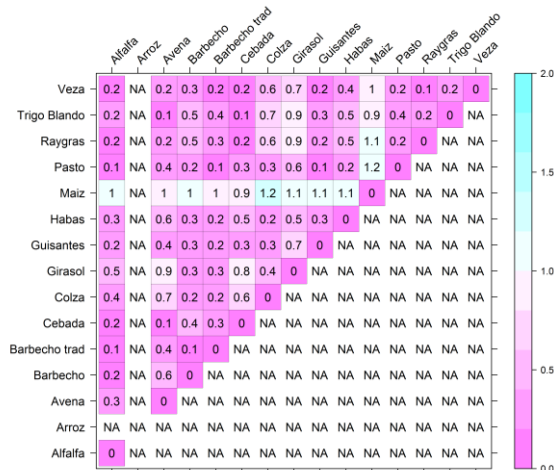


Figura 10. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 4 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 4: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 4: σ_{VV}

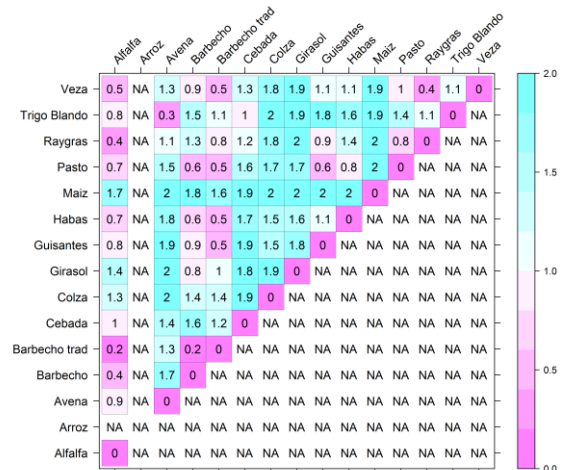
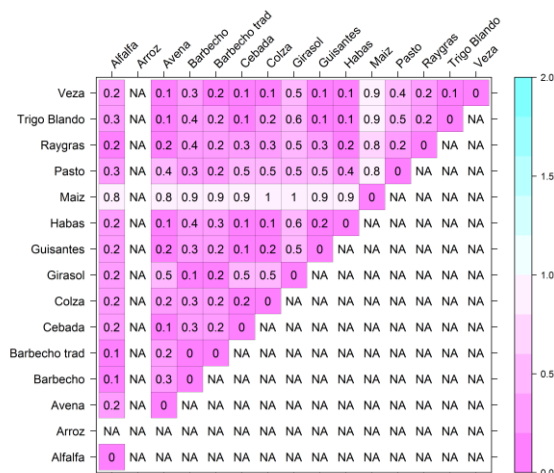


Figura 11. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 4 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 4: σ_{VH}/σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 4: σ_{VH}/σ_{VV}

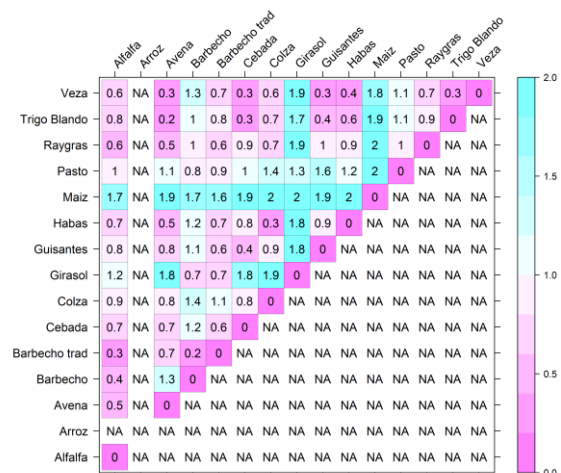
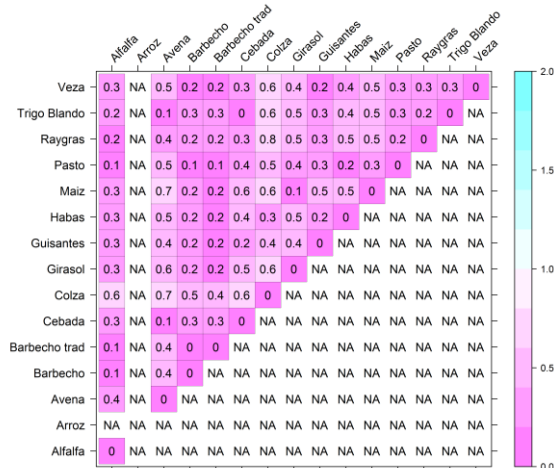


Figura 12. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 4 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 5: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 5: σ_{VH}

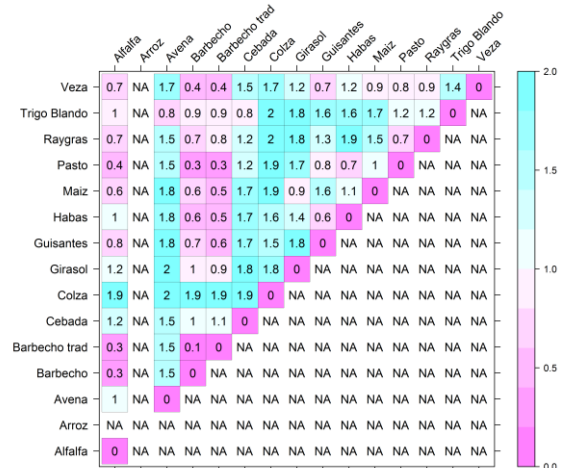
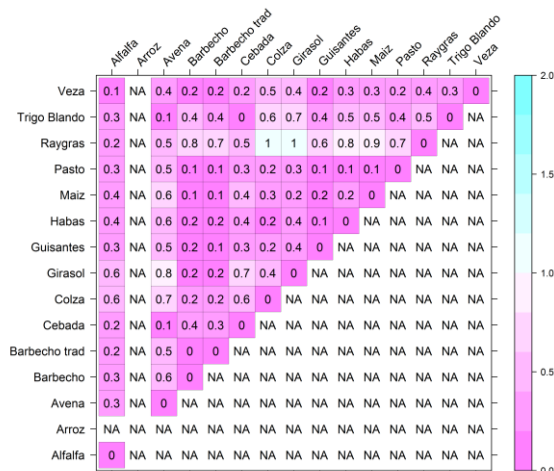


Figura 13. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 5 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 5: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 5: σ_{VV}

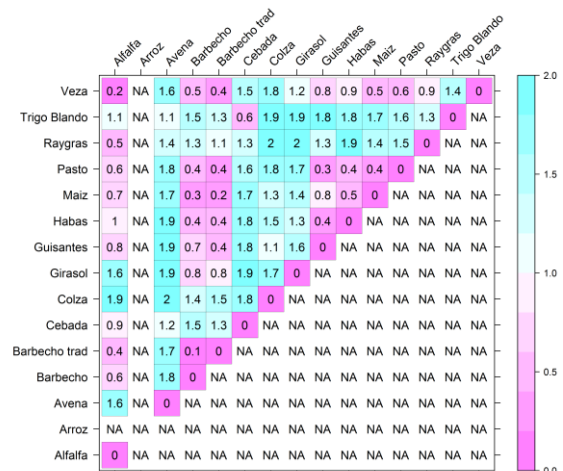
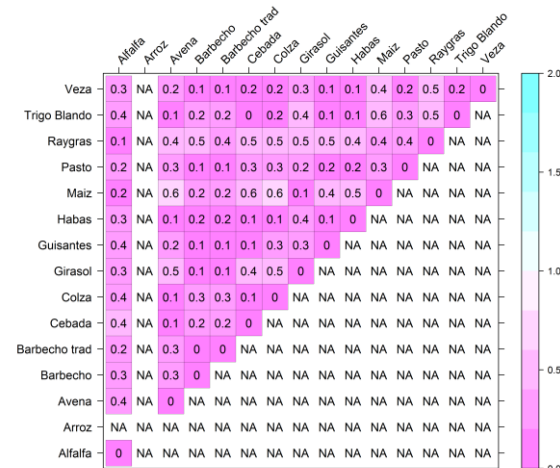


Figura 14. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 5 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 5: σ_{VH}/σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 5: σ_{VH}/σ_{VV}

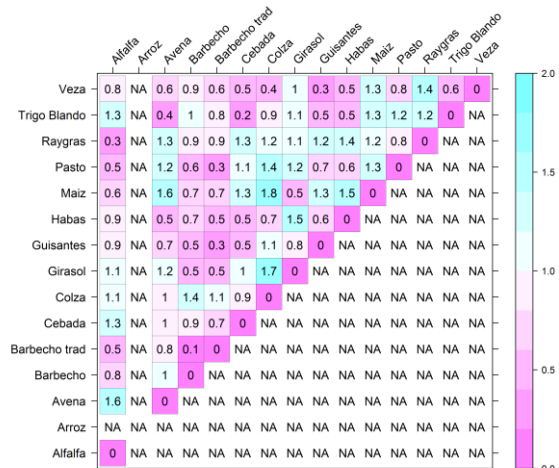


Figura 15. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 5 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 6: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 6: σ_{VH}

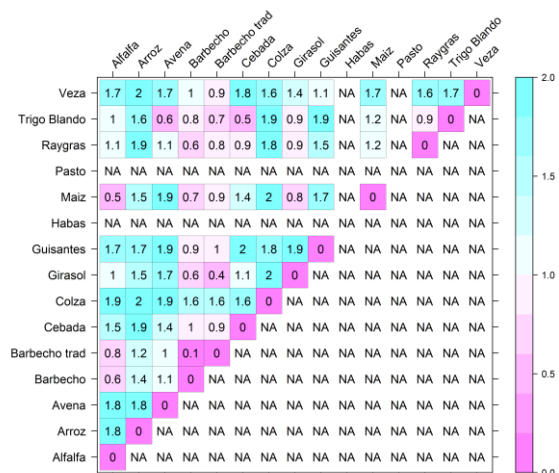


Figura 16. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 6 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 6: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 6: σ_{VV}

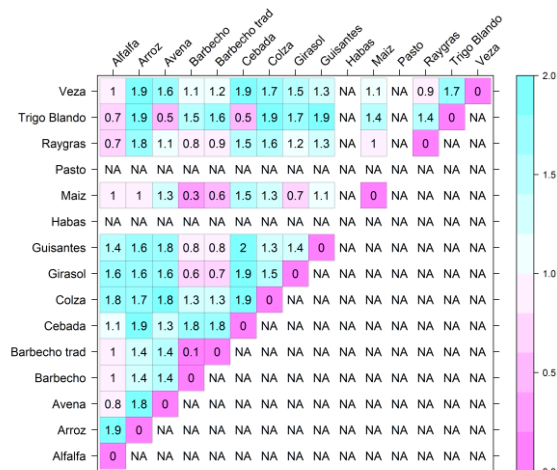
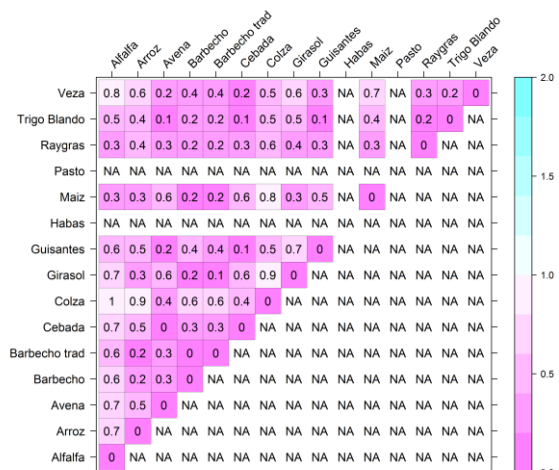


Figura 17. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 6 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 6: σ_{VH}/σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 6: σ_{VH}/σ_{VV}

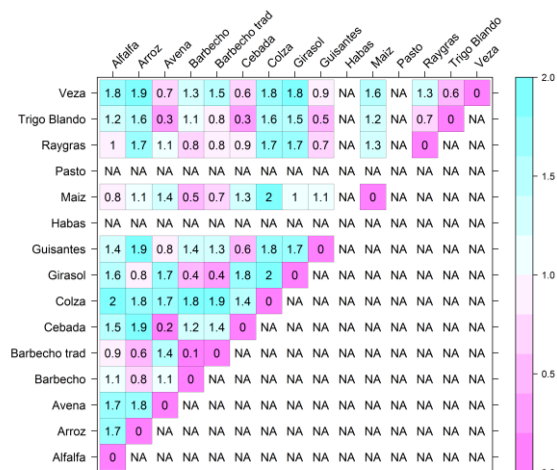


Figura 18. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 6 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 7: σ_{VH}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 7: σ_{VH}

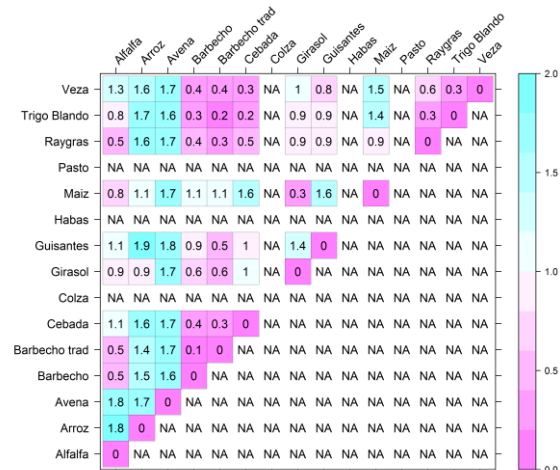


Figura 19. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 7 para σ_{VH}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 7: σ_{VV}



Matriz de separabilidad máxima Comarca 7: σ_{VV}

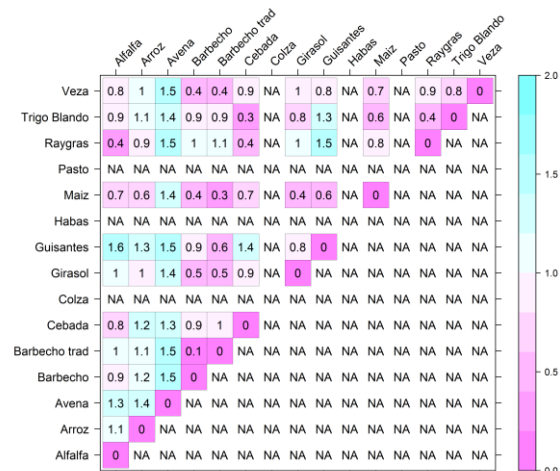


Figura 20. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 7 para σ_{VV}^0 .
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

Matriz de separabilidad media Comarca 7: σ_{VH}/σ_{VV}

Matriz de separabilidad máxima Comarca 7: σ_{VH}/σ_{VV}



Figura 21. Matrices de separabilidades entre parejas de cultivos en la comarca 7 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$.
Matriz de separabilidad media (izquierda) y matriz de separabilidad máxima (derecha)

ANEXO 4: MATRICES DE CONFUSIÓN

En las siguientes tablas se muestran todas las matrices de confusión obtenidas para los distintos índices con cada clasificador, para Navarra y para cada comarca por separado. En las filas inferiores se indica el total de parcelas existente para cada cultivo y los valores de Producer's Accuracy. En las dos últimas columnas se muestran el total de parcelas clasificadas como cada cultivo y los valores de User's Accuracy.

Tabla 1. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador NSE para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	54	0	1	11	41	24	0	1	4	0	8	3	4	18	2	171	32%
Arroz	0	19	1	0	13	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	36	53%
Avena	0	0	39	0	3	13	0	0	1	0	0	0	0	148	0	204	19%
Barbecho	12	1	0	38	75	10	1	3	0	1	10	0	0	10	5	166	23%
Barbecho trad	7	0	0	39	175	30	0	3	0	0	2	7	1	36	1	301	58%
Cebada	0	0	12	8	14	485	0	0	1	1	0	0	2	197	2	722	67%
Colza	0	0	0	0	1	0	61	0	0	2	0	0	0	0	0	64	95%
Girasol	2	0	0	16	18	9	0	21	1	1	27	0	0	4	4	103	20%
Guisantes	0	0	0	0	3	1	2	0	41	1	0	0	4	1	4	57	72%
Habas	0	0	0	4	19	14	6	0	6	38	0	2	7	10	0	106	36%
Maiz	8	0	5	22	50	25	1	5	4	0	124	5	2	44	0	295	42%
Pasto	3	0	2	8	14	20	0	0	4	0	5	6	8	31	0	101	6%
Raygras	0	0	10	8	42	52	0	0	5	1	0	2	18	86	1	225	8%
Trigo Blando	0	0	7	1	9	65	0	1	0	0	0	1	4	175	2	265	66%
Veza	5	0	0	13	69	14	2	1	6	3	0	3	2	43	20	181	11%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	59%	95%	51%	23%	32%	64%	84%	60%	56%	79%	70%	21%	35%	22%	49%		

Tabla 2. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador R^2 para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	61	0	2	29	99	17	0	1	1	0	10	2	2	16	0	240	25%
Arroz	0	19	3	3	11	4	1	1	1	0	13	0	1	9	0	66	29%
Avena	2	0	52	9	22	9	0	0	0	0	7	1	2	160	0	264	20%
Barbecho	12	0	0	66	186	9	3	5	6	2	5	3	1	17	5	320	21%
Barbecho trad	1	0	0	20	84	22	1	0	3	0	1	1	0	34	1	168	50%
Cebada	0	0	3	3	6	431	0	0	0	0	3	0	2	62	0	510	85%
Colza	1	0	0	10	12	32	64	0	0	6	6	2	0	25	0	158	41%
Girasol	2	0	0	8	16	9	0	22	3	0	30	1	0	16	3	110	20%
Guisantes	1	0	0	3	20	63	0	2	46	3	7	2	5	62	9	223	21%
Habas	4	0	0	4	8	21	4	0	3	31	2	4	4	49	2	136	23%
Maiz	2	0	2	4	8	10	0	3	1	0	78	0	0	28	0	136	57%
Pasto	4	1	1	2	3	14	0	0	1	0	3	9	3	5	0	46	20%
Raygras	0	0	2	1	12	27	0	0	0	4	3	1	27	76	1	154	18%
Trigo Blando	1	0	10	2	26	74	0	0	0	0	1	0	2	213	2	331	64%
Veza	0	0	2	4	33	20	0	1	8	2	8	3	3	33	18	135	13%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	67%	95%	68%	39%	15%	57%	88%	63%	63%	65%	44%	31%	52%	26%	44%		

Tabla 3. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador RMSE para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	54	0	1	11	41	24	0	1	4	0	8	3	4	18	2	171	32%
Arroz	0	19	1	0	13	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	36	53%
Avena	0	0	39	0	3	13	0	0	1	0	0	0	0	148	0	204	19%
Barbecho	12	1	0	38	75	10	1	3	0	1	10	0	0	10	5	166	23%
Barbecho trad	7	0	0	39	175	30	0	3	0	0	2	7	1	36	1	301	58%
Cebada	0	0	12	8	14	485	0	0	1	1	0	0	2	197	2	722	67%
Colza	0	0	0	0	1	0	61	0	0	2	0	0	0	0	0	64	95%
Girasol	2	0	0	16	18	9	0	21	1	1	27	0	0	4	4	103	20%
Guisantes	0	0	0	0	3	1	2	0	41	1	0	0	4	1	4	57	72%
Habas	0	0	0	4	19	14	6	0	6	38	0	2	7	10	0	106	36%
Maiz	8	0	5	22	50	25	1	5	4	0	124	5	2	44	0	295	42%
Pasto	3	0	2	8	14	20	0	0	4	0	5	6	8	31	0	101	6%
Raygras	0	0	10	8	42	52	0	0	5	1	0	2	18	86	1	225	8%
Trigo Blando	0	0	7	1	9	65	0	1	0	0	0	1	4	175	2	265	66%
Veza	5	0	0	13	69	14	2	1	6	3	0	3	2	43	20	181	11%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	59%	95%	51%	23%	32%	64%	84%	60%	56%	79%	70%	21%	35%	22%	49%		

Tabla 4. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador NSE para σ_{VV}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	72	0	1	19	75	18	0	2	0	0	22	1	3	14	2	229	31%
Arroz	0	16	3	0	0	2	0	0	0	0	4	0	0	12	0	37	43%
Avena	0	0	62	0	0	28	0	0	1	0	0	0	0	105	0	196	32%
Barbecho	0	1	0	32	73	1	1	5	0	1	10	3	0	1	1	129	25%
Barbecho trad	2	0	0	28	164	4	0	1	2	1	11	0	0	5	1	219	75%
Cebada	0	0	1	0	4	432	0	0	0	0	2	0	0	88	0	527	82%
Colza	0	0	0	6	27	0	63	1	3	8	10	1	0	0	0	119	53%
Girasol	1	2	0	41	57	5	3	23	8	3	25	1	0	9	2	180	13%
Guisantes	0	0	0	4	14	7	3	0	26	5	2	1	4	8	2	76	34%
Habas	2	0	0	10	38	38	1	0	9	24	23	2	4	28	5	184	13%
Maiz	4	1	0	13	45	26	0	2	5	0	61	4	2	44	4	211	29%
Pasto	3	0	1	5	7	5	1	1	1	1	0	6	8	7	4	50	12%
Raygras	5	0	1	6	31	67	0	0	8	1	0	10	27	71	6	233	12%
Trigo Blando	0	0	8	0	1	115	0	0	0	0	7	0	2	391	2	526	74%
Veza	2	0	0	4	10	14	1	0	10	4	0	0	2	22	12	81	15%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	79%	80%	81%	19%	30%	57%	86%	66%	36%	50%	34%	21%	52%	49%	29%		

Tabla 5. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador R^2 para σ_{VV}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	66	0	0	10	35	11	0	2	3	0	39	3	2	9	1	181	36%
Arroz	1	15	4	12	51	3	1	0	0	0	15	0	1	7	1	111	14%
Avena	2	1	46	12	31	46	0	2	4	3	3	0	2	130	3	285	16%
Barbecho	2	0	0	45	106	0	0	4	1	0	8	2	0	2	1	171	26%
Barbecho trad	1	0	0	23	134	5	1	0	2	0	5	0	0	5	0	176	76%
Cebada	1	1	4	2	8	454	3	0	1	0	4	0	1	80	0	559	81%
Colza	1	0	0	5	14	5	66	0	5	4	7	0	2	6	7	122	54%
Girasol	1	2	0	9	13	2	0	18	0	1	13	1	0	1	2	63	29%
Guisantes	1	0	0	10	48	7	0	0	41	2	8	3	7	12	4	143	29%
Habas	2	0	0	10	21	35	1	7	3	29	7	4	5	25	4	153	19%
Maiz	2	1	0	6	20	6	0	1	0	0	27	2	2	19	0	86	31%
Pasto	3	0	0	4	4	3	0	0	0	2	10	8	7	2	0	43	19%
Raygras	3	0	3	5	32	31	0	1	0	2	8	2	20	39	1	147	14%
Trigo Blando	2	0	20	7	11	144	1	0	6	1	11	1	2	461	3	670	69%
Veza	3	0	0	8	18	10	0	0	7	4	12	3	1	7	14	87	16%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	73%	75%	60%	27%	25%	60%	90%	51%	56%	60%	15%	28%	38%	57%	34%		

Tabla 6. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador RMSE para σ_{VV}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	72	0	1	19	75	18	0	2	0	0	22	1	3	14	2	229	31%
Arroz	0	16	3	0	0	2	0	0	0	0	4	0	0	12	0	37	43%
Avena	0	0	62	0	0	28	0	0	1	0	0	0	0	105	0	196	32%
Barbecho	0	1	0	32	73	1	1	5	0	1	10	3	0	1	1	129	25%
Barbecho trad	2	0	0	28	164	4	0	1	2	1	11	0	0	5	1	219	75%
Cebada	0	0	1	0	4	432	0	0	0	0	2	0	0	88	0	527	82%
Colza	0	0	0	6	27	0	63	1	3	8	10	1	0	0	0	119	53%
Girasol	1	2	0	41	57	5	3	23	8	3	25	1	0	9	2	180	13%
Guisantes	0	0	0	4	14	7	3	0	26	5	2	1	4	8	2	76	34%
Habas	2	0	0	10	38	38	1	0	9	24	23	2	4	28	5	184	13%
Maiz	4	1	0	13	45	26	0	2	5	0	61	4	2	44	4	211	29%
Pasto	3	0	1	5	7	5	1	1	1	1	0	6	8	7	4	50	12%
Raygras	5	0	1	6	31	67	0	0	8	1	0	10	27	71	6	233	12%
Trigo Blando	0	0	8	0	1	115	0	0	0	0	7	0	2	391	2	526	74%
Veza	2	0	0	4	10	14	1	0	10	4	0	0	2	22	12	81	15%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	79%	80%	81%	19%	30%	57%	86%	66%	36%	50%	34%	21%	52%	49%	29%		

Tabla 7. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador NSE para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	61	0	0	5	9	11	1	1	1	1	9	3	5	18	2	127	48%
Arroz	0	11	0	1	27	1	0	2	1	0	5	0	0	0	0	48	23%
Avena	3	0	41	3	6	59	4	0	3	3	2	1	5	139	4	273	15%
Barbecho	1	1	0	50	108	15	0	4	1	0	2	3	0	17	1	203	25%
Barbecho trad	0	4	0	53	224	15	0	2	3	0	0	1	2	26	1	331	68%
Cebada	1	0	11	1	3	336	0	0	13	0	0	0	0	98	3	466	72%
Colza	1	0	1	1	1	26	47	0	2	6	0	0	1	11	2	99	47%
Girasol	1	2	0	21	37	1	0	21	0	0	55	0	0	0	0	138	15%
Guisantes	0	1	1	5	10	84	0	1	24	2	2	0	0	71	4	205	12%
Habas	1	0	1	1	8	23	6	0	2	25	0	1	3	17	2	90	28%
Maiz	1	1	0	10	40	0	0	3	0	0	71	0	0	2	0	128	55%
Pasto	5	0	0	10	41	8	0	0	1	0	2	10	2	14	1	94	11%
Raygras	15	0	10	1	12	25	4	0	1	1	26	9	30	25	0	159	19%
Trigo Blando	0	0	7	2	3	101	0	1	9	3	2	0	0	293	4	425	69%
Veza	1	0	5	4	17	57	11	0	12	7	1	1	4	74	17	211	8%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	67%	55%	53%	30%	41%	44%	64%	60%	33%	52%	40%	34%	58%	36%	41%		

CLASIFICACIÓN DE CULTIVOS DE NAVARRA MEDIANTE SERIES TEMPORALES DE IMÁGENES SENTINEL-1



Tabla 8. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador R^2 para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	40	1	1	15	43	4	2	1	5	1	4	2	6	9	3	137	29%
Arroz	1	12	0	8	11	1	0	2	1	0	7	0	0	1	0	44	27%
Avena	0	0	45	3	17	35	2	1	2	2	16	1	4	134	2	264	17%
Barbecho	6	0	0	30	80	6	0	2	1	0	3	1	1	12	1	143	21%
Barbecho trad	3	0	0	31	151	26	0	1	2	0	5	3	2	25	0	249	61%
Cebada	3	0	12	6	29	382	0	0	17	2	17	0	2	95	5	570	67%
Colza	2	1	0	3	14	28	45	2	4	13	3	1	1	18	2	137	33%
Girasol	2	0	0	16	39	1	0	15	0	0	72	2	5	1	0	153	10%
Guisantes	3	0	0	8	19	109	0	3	23	1	8	0	2	78	6	260	9%
Habas	2	1	1	1	8	14	10	0	0	19	1	0	3	12	0	72	26%
Maiz	2	1	0	4	17	0	0	5	2	0	28	0	1	1	0	61	46%
Pasto	9	0	0	25	63	11	1	2	1	0	3	15	1	11	2	144	10%
Raygras	10	1	6	11	24	10	1	1	4	2	3	19	9	0	0	102	19%
Trigo Blando	4	3	6	5	13	80	0	0	8	2	8	0	1	321	4	455	71%
Veza	4	0	6	2	18	55	12	0	6	4	0	1	4	78	16	206	8%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	44%	60%	58%	18%	28%	50%	62%	43%	32%	40%	16%	52%	37%	40%	39%		

Tabla 9. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador RMSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	61	0	0	5	9	11	1	1	1	1	9	3	5	18	2	127	48%
Arroz	0	11	0	1	27	1	0	2	1	0	5	0	0	0	0	48	23%
Avena	3	0	41	3	6	59	4	0	3	3	2	1	5	139	4	273	15%
Barbecho	1	1	0	50	108	15	0	4	1	0	2	3	0	17	1	203	25%
Barbecho trad	0	4	0	53	224	15	0	2	3	0	0	1	2	26	1	331	68%
Cebada	1	0	11	1	3	336	0	0	13	0	0	0	0	98	3	466	72%
Colza	1	0	1	1	1	26	47	0	2	6	0	0	1	11	2	99	47%
Girasol	1	2	0	21	37	1	0	21	0	0	55	0	0	0	0	138	15%
Guisantes	0	1	1	5	10	84	0	1	24	2	2	0	0	71	4	205	12%
Habas	1	0	1	1	8	23	6	0	2	25	0	1	3	17	2	90	28%
Maiz	1	1	0	10	40	0	0	3	0	0	71	0	0	2	0	128	55%
Pasto	5	0	0	10	41	8	0	0	1	0	2	10	2	14	1	94	11%
Raygras	15	0	10	1	12	25	4	0	1	1	26	9	30	25	0	159	19%
Trigo Blando	0	0	7	2	3	101	0	1	9	3	2	0	0	293	4	425	69%
Veza	1	0	5	4	17	57	11	0	12	7	1	1	4	74	17	211	8%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	67%	55%	53%	30%	41%	44%	64%	60%	33%	52%	40%	34%	58%	36%	41%		

Tabla 10. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	77	0	1	4	19	21	0	0	1	0	20	5	3	19	4	174	44%
Arroz	0	18	0	1	18	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	39	46%
Avena	0	0	51	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	132	0	198	26%
Barbecho	0	1	0	44	83	9	1	6	0	0	4	2	0	6	3	159	28%
Barbecho trad	2	1	0	55	243	14	0	5	0	0	3	1	2	23	1	350	69%
Cebada	0	0	11	0	6	494	0	0	0	0	0	0	1	151	0	663	75%
Colza	0	0	0	0	1	0	65	0	0	3	0	0	0	0	0	69	94%
Girasol	1	0	0	35	39	0	1	24	4	1	30	0	0	1	1	137	18%
Guisantes	0	0	0	1	4	5	1	0	38	3	0	0	3	6	3	64	59%
Habas	0	0	1	4	23	28	3	0	10	36	0	2	2	26	2	137	26%
Maiz	3	0	2	15	67	18	0	0	4	0	114	5	1	40	2	271	42%
Pasto	2	0	1	2	11	7	0	0	1	0	1	9	8	14	1	57	16%
Raygras	1	0	3	0	4	12	0	0	1	0	3	5	27	22	2	80	0%
Trigo Blando	0	0	7	1	2	104	0	0	1	0	0	0	0	303	1	419	72%
Veza	5	0	0	6	26	35	2	0	13	5	0	0	5	62	21	180	12%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	85%	90%	66%	26%	45%	65%	89%	69%	52%	75%	64%	31%	52%	38%	51%		

Tabla 11. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	76	1	0	13	50	13	0	1	1	0	14	3	1	10	3	186	41%
Arroz	0	18	0	1	5	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	31	58%
Avena	2	0	57	3	7	8	0	0	2	0	8	1	1	120	0	209	27%
Barbecho	2	0	0	70	179	2	1	7	2	1	3	0	0	2	3	272	26%
Barbecho trad	0	0	0	34	146	7	1	0	2	0	3	1	0	7	0	201	73%
Cebada	0	0	4	1	8	536	0	0	0	0	7	0	0	88	2	646	83%
Colza	0	0	0	5	8	7	70	1	1	4	3	1	0	7	4	111	63%
Girasol	1	0	0	7	14	0	0	24	0	0	32	1	1	2	0	82	29%
Guisantes	0	0	0	8	32	13	0	0	50	2	6	2	5	24	5	147	34%
Habas	4	0	0	9	15	18	1	0	2	40	2	4	7	25	2	129	31%
Maiz	0	0	0	6	10	0	0	2	2	0	75	0	1	1	0	97	77%
Pasto	2	0	0	3	10	5	0	0	0	0	4	11	2	2	0	39	28%
Raygras	1	0	2	2	31	15	0	0	1	0	5	1	27	27	1	113	0%
Trigo Blando	2	1	14	3	10	113	0	0	3	0	7	0	2	439	5	599	73%
Veza	1	0	0	3	21	25	0	0	7	1	1	4	5	51	16	135	12%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	84%	90%	74%	42%	27%	70%	96%	69%	68%	83%	42%	38%	52%	55%	39%		

Tabla 12. Matriz de confusión de Navarra con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	78	0	2	2	20	19	0	0	0	0	20	5	3	13	3	165	47%
Arroz	0	19	0	0	16	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	37	51%
Avena	0	0	50	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	118	0	185	27%
Barbecho	1	1	0	43	82	7	1	5	0	0	3	1	0	4	3	151	28%
Barbecho trad	1	0	0	53	233	13	0	5	0	0	3	1	1	18	0	328	71%
Cebada	0	0	11	0	5	509	0	0	0	0	0	0	1	139	0	665	77%
Colza	0	0	0	0	2	0	65	0	1	3	0	0	0	0	0	71	92%
Girasol	1	0	0	34	33	0	0	24	2	0	30	0	0	1	1	126	19%
Guisantes	0	0	0	1	6	6	2	0	42	1	0	0	3	7	5	73	58%
Habas	0	0	1	9	30	27	4	0	12	39	0	4	3	30	1	160	24%
Maiz	2	0	1	13	72	19	0	1	4	0	116	5	0	32	2	267	43%
Pasto	1	0	0	2	8	7	0	0	0	0	0	8	7	10	1	44	18%
Raygras	1	0	3	0	6	10	0	0	1	0	3	5	28	17	1	75	0%
Trigo Blando	0	0	9	3	3	93	0	0	1	0	0	0	0	354	3	466	76%
Veza	6	0	0	8	30	35	1	0	10	5	0	0	6	62	21	184	11%
Total parcelas	91	20	77	168	546	762	73	35	73	48	177	29	52	805	41		
Producer's Accuracy	86%	95%	65%	26%	43%	67%	89%	69%	58%	81%	66%	28%	54%	44%	51%		

Tabla 13. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador NSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	1	0	0	2	1	0	5	20%
Avena	0	1	0	0	0	0	1	1	3	33%
Barbecho	0	0	0	0	2	3	2	0	7	0%
Colza	0	0	0	2	0	0	0	0	2	100%
Maiz	0	1	0	0	31	0	0	0	32	97%
Pasto	0	0	1	0	2	2	7	0	12	17%
Raygras	0	0	0	0	0	0	12	2	14	86%
Trigo Blando	1	1	0	0	0	3	3	1	9	11%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	33%	0%	100%	89%	20%	46%	25%		

Tabla 14. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador R^2 para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	1	0	0	0	0	0	2	50%
Avena	0	2	0	0	0	1	1	0	4	50%
Barbecho	0	0	0	0	1	2	0	0	3	0%
Colza	0	0	0	2	0	2	1	0	5	40%
Maiz	0	0	0	0	33	0	0	0	33	100%
Pasto	0	0	1	0	1	4	1	0	7	57%
Raygras	1	0	0	0	0	1	19	1	22	86%
Trigo Blando	0	1	0	0	0	0	4	3	8	38%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	67%	0%	100%	94%	40%	73%	75%		

Tabla 15. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	1	0	0	2	1	0	5	20%
Avena	0	1	0	0	0	0	1	1	3	33%
Barbecho	0	0	0	0	2	3	2	0	7	0%
Colza	0	0	0	2	0	0	0	0	2	100%
Maiz	0	1	0	0	31	0	0	0	32	97%
Pasto	0	0	1	0	2	2	7	0	12	17%
Raygras	0	0	0	0	0	0	12	2	14	86%
Trigo Blando	1	1	0	0	0	3	3	1	9	11%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	33%	0%	100%	89%	20%	46%	25%		

Tabla 16. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	0	0	0	1	6	1	9	11%
Avena	0	2	0	0	0	0	0	0	2	100%
Barbecho	0	0	0	0	3	2	1	0	6	0%
Colza	0	0	1	2	1	2	0	0	6	33%
Maiz	0	0	1	0	30	0	0	0	31	97%
Pasto	0	0	0	0	0	3	2	0	5	60%
Raygras	1	0	0	0	0	2	17	0	20	85%
Trigo Blando	0	1	0	0	1	0	0	3	5	60%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	67%	0%	100%	86%	30%	65%	75%		

Tabla 17. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	0	0	0	0	0	0	1	100%
Avena	0	3	0	0	0	1	2	0	6	50%
Barbecho	1	0	0	0	3	0	0	0	4	0%
Colza	0	0	0	2	0	0	2	0	4	50%
Maiz	0	0	1	0	31	2	0	0	34	91%
Pasto	0	0	1	0	1	5	1	0	8	63%
Raygras	0	0	0	0	0	2	17	1	20	85%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	0	4	3	7	43%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	100%	0%	100%	89%	50%	65%	75%		

Tabla 18. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	0	0	0	1	6	1	9	11%
Avena	0	2	0	0	0	0	0	0	2	100%
Barbecho	0	0	0	0	3	2	1	0	6	0%
Colza	0	0	1	2	1	2	0	0	6	33%
Maiz	0	0	1	0	30	0	0	0	31	97%
Pasto	0	0	0	0	0	3	2	0	5	60%
Raygras	1	0	0	0	0	2	17	0	20	85%
Trigo Blando	0	1	0	0	1	0	0	3	5	60%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	67%	0%	100%	86%	30%	65%	75%		

Tabla 19. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador NSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	0	0	0	1	2	0	3	0%
Avena	0	3	0	0	1	0	0	0	4	75%
Barbecho	0	0	0	0	2	2	0	0	4	0%
Colza	0	0	0	2	0	0	0	1	3	67%
Maiz	0	0	0	0	32	0	0	0	32	100%
Pasto	0	0	1	0	0	7	7	0	15	47%
Raygras	2	0	1	0	0	0	15	0	18	83%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	0	2	3	5	60%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	0%	100%	0%	100%	91%	70%	58%	75%		

Tabla 20. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador R^2 para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	1	0	0	1	2	0	4	0%
Avena	0	3	0	0	1	0	1	0	5	60%
Barbecho	0	0	0	0	2	1	0	0	3	0%
Colza	2	0	0	1	0	0	1	0	4	25%
Maiz	0	0	1	0	32	0	2	0	35	91%
Pasto	0	0	0	0	0	8	3	0	11	73%
Raygras	0	0	0	0	0	0	14	1	15	93%
Trigo Blando	0	0	0	1	0	0	3	3	7	43%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	0%	100%	0%	50%	91%	80%	54%	75%		

Tabla 21. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador RMSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	0	0	0	1	2	0	3	0%
Avena	0	3	0	0	1	0	0	0	4	75%
Barbecho	0	0	0	0	2	2	0	0	4	0%
Colza	0	0	0	2	0	0	0	1	3	67%
Maiz	0	0	0	0	32	0	0	0	32	100%
Pasto	0	0	1	0	0	7	7	0	15	47%
Raygras	2	0	1	0	0	0	15	0	18	83%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	0	2	3	5	60%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	0%	100%	0%	100%	91%	70%	58%	75%		

Tabla 22. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	0	0	0	1	2	0	4	25%
Avena	0	2	0	0	0	0	0	0	2	100%
Barbecho	0	0	1	0	3	4	1	0	9	11%
Colza	0	0	0	2	0	0	0	0	2	100%
Maiz	0	0	1	0	32	0	0	0	33	97%
Pasto	0	0	0	0	0	4	5	0	9	44%
Raygras	1	0	0	0	0	1	16	0	18	89%
Trigo Blando	0	1	0	0	0	0	2	4	7	57%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	67%	50%	100%	91%	40%	62%	100%		

Tabla 23. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	1	0	0	0	0	0	2	50%
Avena	0	3	0	0	0	0	2	0	5	60%
Barbecho	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0%
Colza	0	0	0	2	0	0	2	0	4	50%
Maiz	0	0	1	0	33	0	0	0	34	97%
Pasto	0	0	0	0	1	8	2	0	11	73%
Raygras	1	0	0	0	0	2	19	1	23	83%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	0	1	3	4	75%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	100%	0%	100%	94%	80%	73%	75%		

Tabla 24. Matriz de confusión de la comarca 1 con el clasificador RMSE para asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Colza	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	0	0	0	1	2	0	4	25%
Avena	0	2	0	0	0	0	0	0	2	100%
Barbecho	0	0	1	0	2	4	1	0	8	13%
Colza	0	0	0	2	0	0	0	0	2	100%
Maiz	0	0	1	0	33	0	0	0	34	97%
Pasto	0	0	0	0	0	3	4	0	7	43%
Raygras	1	0	0	0	0	2	17	0	20	85%
Trigo Blando	0	1	0	0	0	0	2	4	7	57%
Total parcelas	2	3	2	2	35	10	26	4		
Producer's Accuracy	50%	67%	50%	100%	94%	30%	65%	100%		

Tabla 25. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador NSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	13	54%
Barbecho	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	4	25%
Barbecho trad	1	1	2	0	0	0	0	0	1	2	1	3	0	11	18%
Cebada	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	4	0	20	80%
Colza	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Girasol	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2	50%
Guisantes	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	3	0%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	3	33%
Maiz	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	4	25%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	7	2	0	0	10	70%
Raygras	1	0	0	3	0	0	0	0	0	1	1	4	0	10	10%
Trigo Blando	2	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	27	0	33	82%
Veza	0	0	0	3	0	0	2	2	0	0	3	0	2	12	17%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	33%	50%	62%	67%	33%	0%	20%	50%	70%	14%	56%	100%		

Tabla 26. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador R^2 para σ_{vh}^0

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	14	50%
Barbecho	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	50%
Barbecho trad	0	0	1	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	4	25%
Cebada	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	2	0	22	91%
Colza	0	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	3	67%
Girasol	1	0	0	0	0	3	0	0	0	1	0	1	0	6	50%
Guisantes	1	0	0	0	0	0	2	2	0	0	1	1	0	7	29%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	4	0	7	29%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	6	2	0	0	9	67%
Raygras	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	2	0	6	17%
Trigo Blando	3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	28	0	34	82%
Veza	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	3	2	2	10	20%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	67%	25%	77%	67%	100%	100%	40%	50%	60%	14%	58%	100%		

Tabla 27. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	13	54%
Barbecho	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	4	25%
Barbecho trad	1	1	2	0	0	0	0	0	1	2	1	3	0	11	18%
Cebada	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	4	0	20	80%
Colza	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Girasol	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2	50%
Guisantes	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	3	0%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	3	33%
Maiz	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	4	25%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	7	2	0	0	10	70%
Raygras	1	0	0	3	0	0	0	0	0	1	1	4	0	10	10%
Trigo Blando	2	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	27	0	33	82%
Veza	0	0	0	3	0	0	2	2	0	0	3	0	2	12	17%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	33%	50%	62%	67%	33%	0%	20%	50%	70%	14%	56%	100%		

Tabla 28. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	6	0	14	50%
Barbecho	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	100%
Barbecho trad	0	1	3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	5	60%
Cebada	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	2	0	19	89%
Colza	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	3	67%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3	0	5	0%
Habas	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	3	0	7	14%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	9	2	0	0	12	75%
Raygras	1	1	0	1	0	0	2	2	0	1	2	0	0	10	20%
Trigo Blando	3	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	34	0	43	79%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	4	50%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	33%	75%	65%	67%	100%	0%	20%	50%	90%	29%	71%	100%		

Tabla 29. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	9	0	1	5	0	0	0	0	0	0	0	7	0	22	41%
Barbecho	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	50%
Barbecho trad	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	3	33%
Cebada	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	5	0	21	76%
Colza	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	100%
Habas	0	1	0	1	0	0	0	3	0	0	1	3	1	10	30%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	3	33%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	5	2	0	0	8	63%
Raygras	2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	6	17%
Trigo Blando	1	0	0	3	0	0	0	0	0	1	0	33	0	38	87%
Veza	0	0	0	1	0	0	0	2	0	1	3	0	0	7	0%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	75%	33%	25%	62%	100%	100%	50%	60%	50%	50%	14%	69%	0%		

Tabla 30. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	6	0	14	50%
Barbecho	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	100%
Barbecho trad	0	1	3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	5	60%
Cebada	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	2	0	19	89%
Colza	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	3	67%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3	0	5	0%
Habas	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	3	0	7	14%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	9	2	0	0	12	75%
Raygras	1	1	0	1	0	0	2	2	0	1	2	0	0	10	20%
Trigo Blando	3	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	34	0	43	79%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	4	50%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	33%	75%	65%	67%	100%	0%	20%	50%	90%	29%	71%	100%		

Tabla 31. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador NSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	10	0	19	26%
Barbecho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0%
Barbecho trad	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	3	33%
Cebada	1	0	0	12	0	0	0	1	0	0	0	2	1	17	71%
Colza	1	1	0	0	3	0	0	1	0	0	1	1	0	8	38%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	0	0	0	6	0	0	0	1	0	0	0	6	0	13	0%
Habas	0	0	0	3	0	0	1	2	0	0	0	3	1	10	20%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	1	2	3	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	16	50%
Raygras	3	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	1	0	7	0%
Trigo Blando	1	0	0	3	0	0	1	0	0	0	0	24	0	29	83%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	42%	0%	25%	46%	100%	100%	0%	40%	50%	80%	0%	50%	0%		

Tabla 32. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador R^2 para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	9	0	18	33%
Barbecho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0%
Barbecho trad	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
Cebada	0	0	0	12	0	0	1	0	0	0	0	1	0	14	86%
Colza	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	4	50%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	1	1	0	4	0	0	1	1	0	0	0	6	0	14	7%
Habas	2	0	0	6	1	0	0	2	0	0	1	5	1	18	11%
Maiz	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	50%
Pasto	0	1	3	0	0	0	0	0	0	9	2	0	0	15	60%
Raygras	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	3	33%
Trigo Blando	2	0	0	3	0	0	0	2	0	0	0	26	0	33	79%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	2	50%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	50%	0%	0%	46%	67%	100%	50%	40%	50%	90%	14%	54%	50%		

Tabla 33. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador RMSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	10	0	19	26%
Barbecho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0%
Barbecho trad	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	3	33%
Cebada	1	0	0	12	0	0	0	1	0	0	0	2	1	17	71%
Colza	1	1	0	0	3	0	0	1	0	0	1	1	0	8	38%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	0	0	0	6	0	0	0	1	0	0	0	6	0	13	0%
Habas	0	0	0	3	0	0	1	2	0	0	0	3	1	10	20%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	1	2	3	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	16	50%
Raygras	3	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	1	0	7	0%
Trigo Blando	1	0	0	3	0	0	1	0	0	0	0	24	0	29	83%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	42%	0%	25%	46%	100%	100%	0%	40%	50%	80%	0%	50%			

Tabla 34. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	15	47%
Barbecho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0%
Barbecho trad	0	1	3	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	6	50%
Cebada	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	4	0	24	83%
Colza	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	2	0	5	0%
Habas	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	3	0	7	14%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	2	50%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	11	73%
Raygras	2	1	0	0	0	0	1	0	0	1	3	0	0	8	38%
Trigo Blando	3	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	29	0	36	81%
Veza	0	0	0	1	0	0	1	2	0	0	1	0	2	7	0%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	0%	75%	77%	67%	100%	0%	20%	50%	80%	43%	60%	100%		

Tabla 35. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	10	70%
Barbecho	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	33%
Barbecho trad	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	3	33%
Cebada	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	3	0	24	88%
Colza	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Girasol	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	100%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	3	67%
Habas	0	2	0	1	0	0	0	3	0	1	1	4	1	13	23%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	11	73%
Raygras	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	5	60%
Trigo Blando	3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	38	0	44	86%
Veza	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	4	0%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	33%	25%	81%	100%	100%	100%	60%	50%	80%	43%	79%	50%		

Tabla 36. Matriz de confusión de la comarca 2 con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Avena	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	10	70%
Barbecho	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0%
Barbecho trad	0	1	3	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	6	50%
Cebada	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	4	0	24	83%
Colza	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Girasol	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	2	0	5	0%
Habas	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	4	0	8	13%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	100%
Pasto	0	0	1	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	11	73%
Raygras	2	1	0	0	0	0	1	0	0	1	3	0	0	8	38%
Trigo Blando	3	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	35	0	42	83%
Veza	0	0	0	1	0	0	1	2	0	0	1	0	2	7	0%
Total parcelas	12	3	4	26	3	3	2	5	2	10	7	48	2		
Producer's Accuracy	58%	0%	75%	77%	67%	67%	0%	20%	50%	80%	43%	73%	100%		

Tabla 37. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador NSE para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	4	50%
Avena	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	23	48%
Barbecho	0	0	2	0	0	0	0	1	1	2	1	0	7	29%
Barbecho trad	0	0	2	1	2	0	0	0	0	0	3	0	8	13%
Cebada	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	7	0	50	86%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	1	0	0	0	17	94%
Girasol	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	10	100%
Guisantes	0	0	0	1	0	0	0	5	2	0	1	0	9	56%
Habas	0	0	0	0	2	0	0	3	10	0	0	0	15	67%
Maiz	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	2	0	7	57%
Trigo Blando	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	37	95%
Veza	0	0	1	1	0	0	0	4	3	0	2	2	13	15%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	79%	40%	33%	90%	100%	100%	36%	59%	67%	56%	100%		

Tabla 38. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador R^2 para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	2	0	0	1	0	1	3	0	9	22%
Avena	0	13	1	0	0	0	0	0	0	0	13	0	27	48%
Barbecho	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	4	25%
Barbecho trad	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	100%
Cebada	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	6	0	48	88%
Colza	0	0	0	0	0	15	0	0	3	0	1	0	19	79%
Girasol	0	0	2	0	0	0	10	0	0	1	0	0	13	77%
Guisantes	0	0	0	2	0	0	0	6	5	0	1	0	14	43%
Habas	0	0	0	0	1	1	0	0	6	0	4	1	13	46%
Maiz	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	1	0	5	60%
Trigo Blando	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	34	0	35	97%
Veza	0	0	1	0	1	0	0	6	3	0	0	1	12	8%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	93%	20%	33%	88%	94%	100%	43%	35%	50%	54%	50%		

Tabla 39. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	4	50%
Avena	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	23	48%
Barbecho	0	0	2	0	0	0	0	1	1	2	1	0	7	29%
Barbecho trad	0	0	2	1	2	0	0	0	0	0	3	0	8	13%
Cebada	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	7	0	50	86%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	1	0	0	0	17	94%
Girasol	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	10	100%
Guisantes	0	0	0	1	0	0	0	5	2	0	1	0	9	56%
Habas	0	0	0	0	2	0	0	3	10	0	0	0	15	67%
Maiz	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	2	0	7	57%
Trigo Blando	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	37	95%
Veza	0	0	1	1	0	0	0	4	3	0	2	2	13	15%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	79%	40%	33%	90%	100%	100%	36%	59%	67%	56%	100%		

Tabla 40. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	67%
Avena	0	9	0	0	2	0	0	0	0	0	6	0	17	53%
Barbecho	0	0	1	0	0	2	0	1	0	3	0	0	7	14%
Barbecho trad	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	3	67%
Cebada	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	3	0	46	93%
Colza	0	0	0	0	0	14	0	2	0	0	0	0	16	88%
Girasol	0	0	2	0	0	0	10	0	0	0	0	0	12	83%
Guisantes	0	0	1	0	0	0	0	5	4	0	1	0	11	45%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	1	10	0	3	0	15	67%
Maiz	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3	1	0	6	50%
Trigo Blando	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	45	0	49	92%
Veza	0	2	0	1	0	0	0	3	3	0	4	2	15	13%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	64%	20%	67%	90%	88%	100%	36%	59%	50%	71%	100%		

Tabla 41. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	1	0	2	0	0	0	0	5	40%
Avena	0	11	0	1	2	0	0	0	0	0	7	1	22	50%
Barbecho	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0%
Barbecho trad	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0%
Cebada	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	2	0	44	95%
Colza	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	14	100%
Girasol	0	0	3	0	0	0	9	0	0	0	0	0	12	75%
Guisantes	0	0	1	2	0	0	0	6	5	1	0	0	15	40%
Habas	0	1	0	0	1	0	0	3	11	0	4	1	21	52%
Maiz	0	0	1	0	1	1	0	0	0	4	1	0	8	50%
Trigo Blando	0	2	0	0	2	0	0	1	0	0	44	0	49	90%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	5	0	8	0%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	79%	0%	0%	88%	88%	90%	43%	65%	67%	70%	0%		

Tabla 42. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	67%
Avena	0	9	0	0	2	0	0	0	0	0	6	0	17	53%
Barbecho	0	0	1	0	0	2	0	1	0	3	0	0	7	14%
Barbecho trad	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	3	67%
Cebada	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	3	0	46	93%
Colza	0	0	0	0	0	14	0	2	0	0	0	0	16	88%
Girasol	0	0	2	0	0	0	10	0	0	0	0	0	12	83%
Guisantes	0	0	1	0	0	0	0	5	4	0	1	0	11	45%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	1	10	0	3	0	15	67%
Maiz	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3	1	0	6	50%
Trigo Blando	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	45	0	49	92%
Veza	0	2	0	1	0	0	0	3	3	0	4	2	15	13%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	64%	20%	67%	90%	88%	100%	36%	59%	50%	71%	100%		

Tabla 43. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador NSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Avena	0	11	0	0	2	1	0	0	0	0	10	0	24	46%
Barbecho	0	0	1	0	0	0	0	2	0	1	2	0	6	17%
Barbecho trad	0	0	1	2	1	0	0	1	0	0	0	0	5	40%
Cebada	0	0	0	1	33	0	0	1	0	0	9	1	45	73%
Colza	0	1	0	0	1	11	0	0	4	0	0	0	17	65%
Girasol	0	0	3	0	0	0	7	0	0	1	0	0	11	64%
Guisantes	0	0	0	0	3	0	0	6	3	0	3	0	15	40%
Habas	0	0	0	0	1	4	0	2	8	0	2	0	17	47%
Maiz	0	0	0	0	0	0	3	0	0	4	0	0	7	57%
Trigo Blando	0	2	0	0	3	0	0	0	1	0	33	1	40	83%
Veza	0	0	0	0	4	0	0	2	1	0	4	0	11	0%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	79%	20%	67%	69%	69%	70%	43%	47%	67%	52%	0%		

Tabla 44. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador R^2 para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	25%
Avena	0	10	0	0	0	0	0	0	1	0	4	0	15	67%
Barbecho	0	0	1	0	0	0	0	2	0	1	1	0	5	20%
Barbecho trad	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
Cebada	0	0	1	2	36	0	0	3	0	0	8	1	51	71%
Colza	0	1	0	0	2	8	0	1	6	0	2	0	20	40%
Girasol	0	0	1	0	0	0	8	0	0	1	0	0	10	80%
Guisantes	0	0	0	0	4	1	0	4	3	0	4	0	16	25%
Habas	0	0	0	0	0	7	0	0	6	0	1	0	14	43%
Maiz	1	0	0	1	0	0	2	0	0	4	0	0	8	50%
Trigo Blando	0	3	0	0	3	0	0	0	0	0	37	1	44	84%
Veza	0	0	0	0	3	0	0	4	1	0	5	0	13	0%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	50%	71%	20%	0%	75%	50%	80%	29%	35%	67%	59%	0%		

Tabla 45. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador RMSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100%
Avena	0	11	0	0	2	1	0	0	0	0	10	0	24	46%
Barbecho	0	0	1	0	0	0	0	2	0	1	2	0	6	17%
Barbecho trad	0	0	1	2	1	0	0	1	0	0	0	0	5	40%
Cebada	0	0	0	1	33	0	0	1	0	0	9	1	45	73%
Colza	0	1	0	0	1	11	0	0	4	0	0	0	17	65%
Girasol	0	0	3	0	0	0	7	0	0	1	0	0	11	64%
Guisantes	0	0	0	0	3	0	0	6	3	0	3	0	15	40%
Habas	0	0	0	0	1	4	0	2	8	0	2	0	17	47%
Maiz	0	0	0	0	0	0	3	0	0	4	0	0	7	57%
Trigo Blando	0	2	0	0	3	0	0	0	1	0	33	1	40	83%
Veza	0	0	0	0	4	0	0	2	1	0	4	0	11	0%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	79%	20%	67%	69%	69%	70%	43%	47%	67%	52%	0%		

Tabla 46. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	67%
Avena	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	19	63%
Barbecho	0	0	3	0	0	0	0	1	0	2	1	0	7	43%
Barbecho trad	0	0	1	3	1	0	0	1	0	0	3	0	9	33%
Cebada	0	0	0	0	46	0	0	0	0	0	4	0	50	92%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	16	100%
Girasol	0	0	1	0	0	0	10	0	0	1	0	0	12	83%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	5	3	0	1	0	9	56%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	3	11	0	3	0	18	61%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	3	100%
Trigo Blando	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0	43	95%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	2	11	18%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	86%	60%	100%	96%	100%	100%	36%	65%	50%	65%	100%		

Tabla 47. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	7	29%
Avena	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	21	67%
Barbecho	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	3	67%
Barbecho trad	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
Cebada	0	0	0	1	46	0	0	0	0	0	7	0	54	85%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	1	0	0	0	17	94%
Girasol	0	0	2	0	0	0	10	0	0	0	0	0	12	83%
Guisantes	0	0	0	2	0	0	0	7	4	0	0	0	13	54%
Habas	0	0	0	0	0	0	0	1	10	0	3	1	15	67%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	4	100%
Trigo Blando	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	42	0	43	98%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	5	2	0	3	1	11	9%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	100%	40%	0%	96%	100%	100%	50%	59%	67%	67%	50%		

Tabla 48. Matriz de confusión de la comarca 3 con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	67%
Avena	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	20	65%
Barbecho	0	0	3	0	0	0	0	1	0	2	1	0	7	43%
Barbecho trad	0	0	1	3	1	0	0	1	0	0	3	0	9	33%
Cebada	0	0	0	0	46	0	0	0	0	0	4	0	50	92%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	16	100%
Girasol	0	0	1	0	0	0	10	0	0	0	0	0	11	91%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	5	3	0	0	0	8	63%
Habas	0	0	0	0	1	0	0	3	11	0	3	0	18	61%
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	4	100%
Trigo Blando	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	43	98%
Veza	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	2	11	18%
Total parcelas	2	14	5	3	48	16	10	14	17	6	63	2		
Producer's Accuracy	100%	93%	60%	100%	96%	100%	100%	36%	65%	67%	67%	100%		

Tabla 49. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador NSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	2	2	0	2	0	0	0	0	0	2	0	1	9	0%
Avena	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	42	21%
Barbecho	0	0	13	4	0	0	1	1	0	0	0	2	0	21	62%
Barbecho trad	0	3	6	2	19	1	0	0	0	0	0	7	2	40	5%
Cebada	0	0	0	0	122	0	0	0	0	0	0	13	1	136	90%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	16	100%
Girasol	1	0	4	3	2	1	1	0	2	0	0	0	0	14	7%
Guisantes	0	0	0	0	1	1	0	15	0	0	0	0	3	20	75%
Habas	0	0	0	0	4	1	0	1	10	0	0	1	0	17	59%
Pasto	0	2	0	1	5	0	0	5	0	0	2	8	0	23	0%
Raygras	1	1	1	4	14	0	0	1	1	0	1	18	0	42	2%
Trigo Blando	1	10	0	0	4	0	0	0	0	0	3	99	2	119	83%
Veza	0	2	0	1	3	1	0	0	1	2	1	7	3	21	14%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	31%	50%	13%	69%	76%	50%	65%	71%	0%	11%	53%	25%		

Tabla 50. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador R^2 para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	1	1	2	2	0	0	0	0	0	0	1	0	7	0%
Avena	0	17	3	1	3	0	0	1	0	0	0	26	0	51	33%
Barbecho	1	0	11	3	2	0	0	0	0	0	0	1	0	18	61%
Barbecho trad	0	0	9	4	5	1	0	0	1	0	0	2	2	24	17%
Cebada	0	0	0	0	128	0	0	0	0	0	0	8	0	136	94%
Colza	0	1	0	0	5	18	0	0	1	0	0	2	0	27	67%
Girasol	0	1	1	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	5	40%
Guisantes	0	1	0	1	5	0	0	16	0	0	1	2	1	27	59%
Habas	0	0	0	1	7	2	0	0	10	0	1	7	0	28	36%
Pasto	0	0	0	0	3	0	0	2	0	0	0	5	0	10	0%
Raygras	1	3	1	2	7	0	0	3	2	0	3	21	5	48	6%
Trigo Blando	0	3	0	0	3	0	0	0	0	0	1	104	0	111	94%
Veza	1	2	0	0	6	0	0	1	0	2	3	9	4	28	14%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	59%	42%	27%	73%	86%	100%	70%	71%	0%	33%	55%	33%		

Tabla 51. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	2	2	0	2	0	0	0	0	0	2	0	1	9	0%
Avena	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	42	21%
Barbecho	0	0	13	4	0	0	1	1	0	0	0	2	0	21	62%
Barbecho trad	0	3	6	2	19	1	0	0	0	0	0	7	2	40	5%
Cebada	0	0	0	0	122	0	0	0	0	0	0	13	1	136	90%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	16	100%
Girasol	1	0	4	3	2	1	1	0	2	0	0	0	0	14	7%
Guisantes	0	0	0	0	1	1	0	15	0	0	0	0	3	20	75%
Habas	0	0	0	0	4	1	0	1	10	0	0	1	0	17	59%
Pasto	0	2	0	1	5	0	0	5	0	0	2	8	0	23	0%
Raygras	1	1	1	4	14	0	0	1	1	0	1	18	0	42	2%
Trigo Blando	1	10	0	0	4	0	0	0	0	0	3	99	2	119	83%
Veza	0	2	0	1	3	1	0	0	1	2	1	7	3	21	14%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	31%	50%	13%	69%	76%	50%	65%	71%	0%	11%	53%	25%		

Tabla 52. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	2	1	4	0	0	0	0	0	1	4	1	14	7%
Avena	0	18	0	0	6	0	0	0	0	0	0	23	0	47	38%
Barbecho	0	0	13	3	1	2	2	0	0	0	0	1	0	22	59%
Barbecho trad	0	2	7	6	7	1	0	3	0	0	0	6	3	35	17%
Cebada	0	1	0	0	121	0	0	0	0	0	0	8	0	130	93%
Colza	0	0	0	0	0	12	0	1	0	0	0	0	0	13	92%
Girasol	1	0	1	3	0	2	0	0	2	0	0	2	0	11	0%
Guisantes	0	0	1	0	0	3	0	9	0	0	2	0	0	15	60%
Habas	0	0	0	0	6	1	0	4	9	0	0	4	0	24	38%
Pasto	0	2	0	2	5	0	0	1	0	1	0	5	0	16	6%
Raygras	1	2	0	0	3	0	0	5	0	1	6	8	6	32	19%
Trigo Blando	0	4	1	0	18	0	0	0	0	0	0	124	0	147	84%
Veza	0	0	1	0	5	0	0	0	3	0	0	3	2	14	14%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	33%	62%	50%	40%	69%	57%	0%	39%	64%	50%	67%	66%	17%		

Tabla 53. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	2	1	4	0	0	0	0	0	1	4	1	14	7%
Avena	1	20	3	1	16	0	1	1	0	0	0	34	1	78	26%
Barbecho	1	0	11	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	85%
Barbecho trad	0	0	2	7	1	1	0	1	0	0	0	0	0	12	58%
Cebada	0	0	2	0	129	1	0	0	0	0	0	12	0	144	90%
Colza	0	0	0	0	1	19	0	0	0	0	0	0	0	20	95%
Girasol	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	100%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	1	1	1	17	82%
Habas	0	0	1	0	4	0	0	0	11	1	1	3	0	21	52%
Pasto	0	1	0	3	3	0	0	1	0	1	1	4	0	14	7%
Raygras	0	2	3	0	2	0	0	6	2	0	6	6	5	32	19%
Trigo Blando	0	6	4	0	15	0	0	0	0	0	0	119	0	144	83%
Veza	0	0	0	1	3	0	0	0	1	0	0	7	2	14	14%
Total parcelas	3	29	28	14	178	21	2	23	14	2	10	190	10		
Producer's Accuracy	33%	62%	46%	43%	68%	57%	0%	39%	64%	50%	60%	65%	20%		

Tabla 54. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	0	2	1	4	0	0	0	0	0	1	4	1	14	7%
Avena	0	18	0	0	6	0	0	0	0	0	0	23	0	47	38%
Barbecho	0	0	13	3	1	2	2	0	0	0	0	1	0	22	59%
Barbecho trad	0	2	7	6	7	1	0	3	0	0	0	6	3	35	17%
Cebada	0	1	0	0	121	0	0	0	0	0	0	8	0	130	93%
Colza	0	0	0	0	0	12	0	1	0	0	0	0	0	13	92%
Girasol	1	0	1	3	0	2	0	0	2	0	0	2	0	11	0%
Guisantes	0	0	1	0	0	3	0	9	0	0	2	0	0	15	60%
Habas	0	0	0	0	6	1	0	4	9	0	0	4	0	24	38%
Pasto	0	2	0	2	5	0	0	1	0	1	0	5	0	16	6%
Raygras	1	2	0	0	3	0	0	5	0	1	6	8	6	32	19%
Trigo Blando	0	4	1	0	18	0	0	0	0	0	0	124	0	147	84%
Veza	0	0	1	0	5	0	0	0	3	0	0	3	2	14	14%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	33%	62%	50%	40%	69%	57%	0%	39%	64%	50%	67%	66%	17%		

Tabla 55. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador NSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	2	0	0	2	2	0	0	1	0	4	4	0	15	0%
Avena	0	12	2	0	5	0	0	0	1	0	0	30	1	51	24%
Barbecho	0	0	17	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	23	74%
Barbecho trad	0	0	1	2	5	0	0	1	1	1	0	4	0	15	13%
Cebada	1	0	0	0	93	1	0	1	0	0	0	13	1	110	85%
Colza	0	1	0	1	3	17	0	0	1	0	0	7	2	32	53%
Girasol	1	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	4	25%
Guisantes	0	1	0	1	28	0	0	14	1	0	0	14	2	61	23%
Habas	0	2	0	0	0	0	0	2	5	0	1	7	0	17	29%
Pasto	0	0	3	3	3	0	1	0	0	1	2	0	1	14	7%
Raygras	1	6	0	2	19	1	0	1	4	0	2	13	3	52	4%
Trigo Blando	0	4	0	1	14	0	0	4	0	0	0	85	1	109	78%
Veza	0	1	1	0	3	0	0	0	0	0	0	11	1	17	6%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	41%	65%	13%	53%	81%	50%	61%	36%	50%	22%	45%	8%		

Tabla 56. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador R^2 para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	2	1	0	5	0%
Avena	0	13	4	0	5	0	0	0	1	0	1	17	1	42	31%
Barbecho	0	1	12	3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	17	71%
Barbecho trad	0	0	2	3	6	3	0	1	1	1	3	6	1	27	11%
Cebada	1	0	2	0	99	1	0	5	0	0	0	15	3	126	79%
Colza	0	2	0	2	2	14	0	1	0	0	0	8	0	29	48%
Girasol	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	3	67%
Guisantes	0	2	2	1	35	0	0	11	0	0	1	19	0	71	15%
Habas	0	3	0	1	5	3	0	0	9	0	0	9	2	32	28%
Pasto	0	1	0	2	1	0	0	0	0	0	0	1	0	5	0%
Raygras	0	2	3	0	3	0	0	0	2	0	2	2	0	14	14%
Trigo Blando	0	3	0	2	14	0	0	4	0	0	0	98	3	124	79%
Veza	1	1	1	0	6	0	0	1	1	0	0	12	2	25	8%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	45%	46%	20%	56%	67%	100%	48%	64%	0%	22%	52%	17%		

Tabla 57. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador RMSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	2	0	0	2	2	0	0	1	0	4	4	0	15	0%
Avena	0	12	2	0	5	0	0	0	1	0	0	30	1	51	24%
Barbecho	0	0	17	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	23	74%
Barbecho trad	0	0	1	2	5	0	0	1	1	1	0	4	0	15	13%
Cebada	1	0	0	0	93	1	0	1	0	0	0	13	1	110	85%
Colza	0	1	0	1	3	17	0	0	1	0	0	7	2	32	53%
Girasol	1	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	4	25%
Guisantes	0	1	0	1	28	0	0	14	1	0	0	14	2	61	23%
Habas	0	2	0	0	0	0	0	2	5	0	1	7	0	17	29%
Pasto	0	0	3	3	3	0	1	0	0	1	2	0	1	14	7%
Raygras	1	6	0	2	19	1	0	1	4	0	2	13	3	52	4%
Trigo Blando	0	4	0	1	14	0	0	4	0	0	0	85	1	109	78%
Veza	0	1	1	0	3	0	0	0	0	0	0	11	1	17	6%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	41%	65%	13%	53%	81%	50%	61%	36%	50%	22%	45%	8%		

Tabla 58. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	1	1	2	0	0	0	0	1	4	1	1	11	0%
Avena	1	16	0	0	1	0	0	0	0	0	0	34	0	52	31%
Barbecho	0	0	12	3	1	0	2	0	0	0	0	0	0	18	67%
Barbecho trad	0	3	9	3	14	1	0	1	0	0	0	6	2	39	8%
Cebada	0	0	0	0	133	0	0	0	0	0	0	8	1	142	94%
Colza	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	16	100%
Girasol	1	0	2	3	0	1	0	0	2	0	0	0	0	9	0%
Guisantes	1	0	0	0	1	2	0	15	0	0	1	0	2	22	68%
Habas	0	0	0	1	6	1	0	1	9	0	0	7	0	25	36%
Pasto	0	2	1	2	7	0	0	3	0	1	1	5	0	22	5%
Raygras	0	2	0	0	5	0	0	2	1	0	3	8	3	24	13%
Trigo Blando	0	4	0	0	4	0	0	0	0	0	0	112	0	120	93%
Veza	0	2	1	2	2	0	0	1	2	0	0	7	3	20	0%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	55%	46%	20%	76%	76%	0%	65%	64%	50%	33%	60%	25%		

Tabla 59. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	4	0%
Avena	0	20	3	0	4	0	0	1	0	0	0	19	0	47	43%
Barbecho	1	0	15	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	83%
Barbecho trad	0	0	3	7	4	1	0	1	1	0	0	2	0	19	37%
Cebada	0	0	2	0	148	0	0	0	0	0	0	7	1	158	94%
Colza	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	1	21	95%
Girasol	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	3	67%
Guisantes	0	0	0	0	1	0	0	16	0	0	2	1	2	22	73%
Habas	0	0	0	0	5	0	0	0	12	0	0	5	0	22	55%
Pasto	0	1	0	1	1	0	0	3	0	2	0	7	0	15	13%
Raygras	1	2	1	1	1	0	0	2	0	0	6	6	4	24	25%
Trigo Blando	0	6	1	1	9	0	0	0	0	0	0	134	0	151	89%
Veza	1	0	0	0	3	0	0	0	1	0	0	7	4	16	0%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	69%	58%	47%	84%	95%	100%	70%	86%	100%	67%	71%	33%		

Tabla 60. Matriz de confusión de la comarca 4 con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	1	1	2	0	0	0	0	1	3	2	1	11	0%
Avena	1	17	0	0	2	0	0	0	0	0	0	27	0	47	36%
Barbecho	0	0	11	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	15	73%
Barbecho trad	0	2	11	2	15	1	0	1	0	0	0	5	2	39	5%
Cebada	0	0	0	0	133	0	0	0	0	0	0	9	1	143	93%
Colza	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	17	100%
Girasol	1	0	2	3	0	1	1	0	2	0	0	0	0	10	10%
Guisantes	0	0	0	0	1	1	0	15	0	0	1	1	2	21	71%
Habas	0	0	0	1	7	1	0	1	9	0	0	7	0	26	35%
Pasto	0	2	0	3	6	0	0	3	0	0	1	4	0	19	0%
Raygras	0	2	0	0	4	0	0	2	1	1	4	5	3	22	18%
Trigo Blando	0	4	0	0	5	0	0	0	0	0	0	121	0	130	93%
Veza	1	2	1	2	1	0	0	1	2	0	0	7	3	20	0%
Total parcelas	3	29	26	15	176	21	2	23	14	2	9	188	12		
Producer's Accuracy	0%	59%	42%	13%	76%	81%	50%	65%	64%	0%	44%	64%	25%		

Tabla 61. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador NSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	1	3	1	2	0	0	0	0	2	0	0	7	2	20	10%
Avena	0	7	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0	32	0	43	16%
Barbecho	1	0	14	6	0	0	4	0	1	1	0	0	2	0	29	48%
Barbecho trad	1	0	8	14	7	0	0	0	0	0	2	0	3	2	37	38%
Cebada	0	0	0	1	149	1	0	0	0	0	0	0	22	0	173	86%
Colza	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	28	100%
Girasol	0	0	0	0	2	0	3	0	0	4	0	0	0	2	11	27%
Guisantes	0	0	0	2	1	2	0	13	1	0	0	0	0	0	19	68%
Habas	0	0	3	3	4	0	0	3	8	0	3	0	1	0	25	32%
Maiz	0	0	8	5	3	0	2	0	0	39	0	0	7	1	65	60%
Pasto	0	0	2	0	10	0	0	0	0	0	0	1	8	0	21	0%
Raygras	1	1	2	1	2	0	0	0	1	0	1	2	9	2	22	9%
Trigo Blando	0	2	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	102	0	115	89%
Veza	0	0	2	3	2	0	0	2	0	0	0	0	2	11	22	50%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	40%	64%	33%	38%	76%	90%	33%	72%	73%	85%	0%	67%	52%	55%		

Tabla 62. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador R^2 para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	5	20%
Avena	0	9	1	2	3	0	1	0	0	0	0	0	32	0	48	19%
Barbecho	1	0	18	11	0	2	3	0	1	0	0	0	3	1	40	45%
Barbecho trad	0	0	5	6	2	0	0	0	0	1	1	1	1	0	17	35%
Cebada	0	0	1	1	144	1	0	0	0	2	0	0	11	0	160	90%
Colza	0	0	0	0	5	26	1	1	1	1	0	0	8	0	43	60%
Girasol	0	0	4	3	1	0	4	0	0	5	0	0	4	6	27	15%
Guisantes	0	0	1	5	4	0	0	16	0	0	0	0	6	0	32	50%
Habas	0	0	3	0	10	2	0	0	9	0	1	0	10	0	35	26%
Maiz	0	0	0	2	2	0	0	0	0	33	0	0	2	0	39	85%
Pasto	0	0	2	1	1	0	0	0	0	0	4	0	2	5	15	27%
Raygras	1	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	10	1	16	6%
Trigo Blando	0	1	1	1	20	0	0	0	0	0	0	1	101	0	125	81%
Veza	2	0	5	4	1	0	0	1	0	3	0	0	5	7	28	25%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	20%	82%	43%	16%	73%	84%	44%	89%	82%	72%	67%	33%	52%	35%		

Tabla 63. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	1	3	1	2	0	0	0	0	2	0	0	7	2	20	10%
Avena	0	7	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0	32	0	43	16%
Barbecho	1	0	14	6	0	0	4	0	1	1	0	0	2	0	29	48%
Barbecho trad	1	0	8	14	7	0	0	0	0	0	2	0	3	2	37	38%
Cebada	0	0	0	1	149	1	0	0	0	0	0	0	22	0	173	86%
Colza	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	28	100%
Girasol	0	0	0	0	2	0	3	0	0	4	0	0	0	2	11	27%
Guisantes	0	0	0	2	1	2	0	13	1	0	0	0	0	0	19	68%
Habas	0	0	3	3	4	0	0	3	8	0	3	0	1	0	25	32%
Maiz	0	0	8	5	3	0	2	0	0	39	0	0	7	1	65	60%
Pasto	0	0	2	0	10	0	0	0	0	0	0	1	8	0	21	0%
Raygras	1	1	2	1	2	0	0	0	1	0	1	2	9	2	22	9%
Trigo Blando	0	2	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	102	0	115	89%
Veza	0	0	2	3	2	0	0	2	0	0	0	0	2	11	22	50%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	40%	64%	33%	38%	76%	90%	33%	72%	73%	85%	0%	67%	52%	55%		

Tabla 64. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	1	1	1	4	0	0	0	1	0	1	2	4	5	21	5%
Avena	0	7	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	9	0	22	32%
Barbecho	0	0	13	5	1	1	4	0	0	1	0	0	0	0	25	52%
Barbecho trad	0	0	4	4	5	0	0	2	1	0	1	0	2	3	22	18%
Cebada	0	1	1	0	142	1	0	0	0	0	0	0	21	0	166	86%
Colza	0	0	2	0	0	26	0	2	0	3	1	0	0	0	34	76%
Girasol	0	0	7	5	0	0	5	0	1	2	0	0	0	2	22	23%
Guisantes	0	0	0	0	0	1	0	9	1	0	0	0	0	0	11	82%
Habas	0	0	0	2	4	0	0	2	4	2	0	0	4	1	19	21%
Maiz	0	0	8	12	1	0	0	0	0	32	2	0	1	0	56	57%
Pasto	0	0	2	1	2	0	0	0	1	3	1	0	2	1	13	8%
Raygras	2	0	0	3	7	0	0	0	0	0	0	1	7	0	20	5%
Trigo Blando	0	2	0	0	23	0	0	0	0	2	0	0	142	1	170	84%
Veza	2	0	4	4	1	2	0	3	2	1	0	0	3	7	29	24%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	20%	64%	31%	11%	72%	84%	56%	50%	36%	70%	17%	33%	73%	35%		

Tabla 65. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	6	0%
Avena	0	10	4	3	9	0	0	0	0	2	0	1	25	4	58	17%
Barbecho	1	0	15	5	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	24	63%
Barbecho trad	0	0	4	7	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	15	47%
Cebada	0	0	0	0	154	2	0	0	0	1	0	1	31	0	189	81%
Colza	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	2	28	93%
Girasol	1	0	1	5	0	0	8	0	1	1	0	0	0	1	18	44%
Guisantes	0	0	1	5	1	1	0	13	0	2	0	0	1	1	25	52%
Habas	0	0	1	1	3	0	0	3	7	2	1	0	3	4	25	28%
Maiz	0	0	2	1	0	0	1	0	0	13	0	0	0	0	17	76%
Pasto	0	0	4	4	1	0	0	2	1	16	4	1	2	1	36	11%
Raygras	1	0	2	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	6	0%
Trigo Blando	0	1	3	0	27	0	0	0	1	2	0	0	129	0	163	79%
Veza	2	0	5	3	0	0	0	0	0	1	0	0	3	6	20	30%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	0%	91%	36%	19%	79%	84%	89%	72%	64%	28%	67%	0%	66%	30%		

Tabla 66. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	1	1	1	1	4	0	0	0	1	0	1	2	4	5	21	5%
Avena	0	7	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	9	0	22	32%
Barbecho	0	0	13	5	1	1	4	0	0	1	0	0	0	0	25	52%
Barbecho trad	0	0	4	4	5	0	0	2	1	0	1	0	2	3	22	18%
Cebada	0	1	1	0	142	1	0	0	0	0	0	0	21	0	166	86%
Colza	0	0	2	0	0	26	0	2	0	3	1	0	0	0	34	76%
Girasol	0	0	7	5	0	0	5	0	1	2	0	0	0	2	22	23%
Guisantes	0	0	0	0	0	1	0	9	1	0	0	0	0	0	11	82%
Habas	0	0	0	2	4	0	0	2	4	2	0	0	4	1	19	21%
Maiz	0	0	8	12	1	0	0	0	0	32	2	0	1	0	56	57%
Pasto	0	0	2	1	2	0	0	0	1	3	1	0	2	1	13	8%
Raygras	2	0	0	3	7	0	0	0	0	0	0	1	7	0	20	5%
Trigo Blando	0	2	0	0	23	0	0	0	0	2	0	0	142	1	170	84%
Veza	2	0	4	4	1	2	0	3	2	1	0	0	3	7	29	24%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	20%	64%	31%	11%	72%	84%	56%	50%	36%	70%	17%	33%	73%	35%		

CLASIFICACIÓN DE CULTIVOS DE NAVARRA MEDIANTE SERIES TEMPORALES DE IMÁGENES SENTINEL-1



Tabla 67. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador NSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	2	4	0	0	0	0	0	4	1	0	2	0	13	0%
Avena	0	6	1	0	7	1	0	0	1	0	0	0	19	0	35	17%
Barbecho	0	0	15	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	60%
Barbecho trad	0	0	2	7	1	0	1	1	0	0	1	1	2	1	17	41%
Cebada	0	0	1	1	124	2	0	3	3	0	0	0	26	3	163	76%
Colza	0	0	0	0	5	26	0	0	3	0	0	0	1	0	35	74%
Girasol	0	0	4	3	0	0	3	0	0	7	0	0	0	0	17	18%
Guisantes	0	0	6	2	9	0	1	7	0	0	0	0	14	1	40	18%
Habas	0	0	1	0	9	2	1	4	2	0	0	0	5	2	26	8%
Maiz	0	0	2	1	1	0	2	0	0	32	0	0	0	0	38	84%
Pasto	0	0	3	7	0	0	1	1	1	0	3	0	3	4	23	13%
Raygras	5	3	3	1	6	0	0	0	0	1	0	2	4	0	25	8%
Trigo Blando	0	0	1	0	24	0	0	0	1	2	0	0	113	3	144	78%
Veza	0	2	1	1	10	0	0	2	0	0	1	0	6	6	29	21%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	0%	55%	36%	19%	63%	84%	33%	39%	18%	70%	50%	67%	58%	30%		

Tabla 68. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador R^2 para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	2	3	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	8	0%
Avena	1	8	0	2	5	2	0	0	2	1	0	1	19	0	41	20%
Barbecho	0	0	13	2	2	0	0	2	0	0	2	0	3	1	25	52%
Barbecho trad	1	0	0	5	0	0	0	3	1	0	0	1	1	2	14	36%
Cebada	0	0	4	4	123	2	0	4	1	3	0	0	22	3	166	74%
Colza	0	0	3	2	8	24	2	0	4	1	0	0	2	0	46	52%
Girasol	0	0	4	3	0	0	2	0	0	3	0	0	1	0	13	15%
Guisantes	0	0	3	2	21	1	4	5	0	2	0	0	24	1	63	8%
Habas	0	1	1	2	6	2	0	0	1	0	0	0	2	0	15	7%
Maiz	0	0	2	1	1	0	1	0	0	29	0	0	0	0	34	85%
Pasto	1	0	7	7	2	0	0	1	0	0	4	0	1	2	25	16%
Raygras	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	4	25%
Trigo Blando	1	0	2	1	23	0	0	1	2	3	0	0	114	3	150	76%
Veza	0	2	1	2	4	0	0	2	0	1	0	0	6	8	26	31%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	0%	73%	31%	14%	63%	77%	22%	28%	9%	63%	67%	33%	58%	40%		

Tabla 69. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador RMSE para $\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0$

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	2	4	0	0	0	0	0	4	1	0	2	0	13	0%
Avena	0	6	1	0	7	1	0	0	1	0	0	0	19	0	35	17%
Barbecho	0	0	15	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	60%
Barbecho trad	0	0	2	7	1	0	1	1	0	0	1	1	2	1	17	41%
Cebada	0	0	1	1	124	2	0	3	3	0	0	0	26	3	163	76%
Colza	0	0	0	0	5	26	0	0	3	0	0	0	1	0	35	74%
Girasol	0	0	4	3	0	0	3	0	0	7	0	0	0	0	17	18%
Guisantes	0	0	6	2	9	0	1	7	0	0	0	0	14	1	40	18%
Habas	0	0	1	0	9	2	1	4	2	0	0	0	5	2	26	8%
Maiz	0	0	2	1	1	0	2	0	0	32	0	0	0	0	38	84%
Pasto	0	0	3	7	0	0	1	1	1	0	3	0	3	4	23	13%
Raygras	5	3	3	1	6	0	0	0	0	1	0	2	4	0	25	8%
Trigo Blando	0	0	1	0	24	0	0	0	1	2	0	0	113	3	144	78%
Veza	0	2	1	1	10	0	0	2	0	0	1	0	6	6	29	21%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	0%	55%	36%	19%	63%	84%	33%	39%	18%	70%	50%	67%	58%	30%		

Tabla 70. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	3	1	2	4	2	0	0	0	0	4	1	2	3	0	22	14%
Avena	0	8	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	12	0	22	36%
Barbecho	0	0	18	8	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	29	62%
Barbecho trad	0	0	8	10	9	0	2	0	1	0	1	0	4	7	42	24%
Cebada	0	0	0	0	159	1	0	0	0	0	0	0	10	0	170	94%
Colza	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	28	100%
Girasol	0	0	0	0	0	0	5	0	0	3	0	0	0	0	8	63%
Guisantes	0	0	0	4	0	1	0	12	0	0	0	0	0	0	17	71%
Habas	0	0	1	1	4	0	0	3	9	0	2	0	4	1	25	36%
Maiz	0	0	7	5	1	0	0	0	0	39	0	0	3	0	55	71%
Pasto	0	0	3	0	4	0	0	0	1	0	2	0	2	1	13	15%
Raygras	2	0	0	3	2	0	0	0	0	0	0	1	2	0	10	10%
Trigo Blando	0	2	1	0	12	0	0	0	0	0	0	0	154	0	169	0%
Veza	0	0	2	2	1	1	0	3	0	0	0	0	1	10	20	50%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	60%	73%	43%	27%	81%	90%	56%	67%	82%	85%	33%	33%	79%	50%		

Tabla 71. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	0%
Avena	0	11	0	3	1	0	0	0	0	0	0	0	15	2	32	34%
Barbecho	1	0	18	8	0	1	4	0	1	0	0	0	0	2	35	51%
Barbecho trad	0	0	6	12	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	22	55%
Cebada	0	0	1	1	168	1	0	0	0	0	0	0	12	0	183	92%
Colza	0	0	0	0	0	28	1	0	0	0	0	0	0	0	29	97%
Girasol	0	0	2	0	0	0	4	0	0	3	0	0	0	0	9	44%
Guisantes	0	0	0	4	1	0	0	16	0	1	0	0	1	1	24	67%
Habas	0	0	1	2	5	1	0	1	9	2	1	0	6	1	29	31%
Maiz	0	0	5	1	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	41	85%
Pasto	0	0	2	4	2	0	0	0	1	0	4	1	0	3	17	24%
Raygras	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	0%
Trigo Blando	0	0	0	0	18	0	0	0	0	4	0	1	157	3	183	0%
Veza	3	0	4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	2	8	19	42%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	0%	100%	43%	32%	86%	90%	44%	89%	82%	76%	67%	0%	81%	40%		

Tabla 72. Matriz de confusión de la comarca 5 con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Colza	Girasol	Guisantes	Habas	Maiz	Pasto	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	2	1	2	2	0	0	0	0	0	4	0	2	1	0	14	14%
Avena	0	8	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	9	0	19	42%
Barbecho	0	0	18	7	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	27	67%
Barbecho trad	0	0	7	12	10	0	2	0	1	0	1	0	3	5	41	29%
Cebada	0	0	0	0	162	1	0	0	0	0	0	0	12	0	175	93%
Colza	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	28	100%
Girasol	0	0	2	0	0	0	5	0	0	5	0	0	0	1	13	38%
Guisantes	0	0	0	4	0	1	0	13	1	0	0	0	0	0	19	68%
Habas	0	0	1	1	3	0	0	3	8	0	0	0	4	1	21	38%
Maiz	0	0	6	4	0	0	0	0	0	37	0	0	3	0	50	74%
Pasto	0	0	3	1	3	0	0	0	1	0	5	0	2	1	16	31%
Raygras	3	0	0	3	1	0	0	0	0	0	0	1	2	0	10	10%
Trigo Blando	0	2	1	0	15	0	0	0	0	0	0	0	158	1	177	0%
Veza	0	0	2	3	0	1	0	2	0	0	0	0	1	11	20	55%
Total parcelas	5	11	42	37	196	31	9	18	11	46	6	3	195	20		
Producer's Accuracy	40%	73%	43%	32%	83%	90%	56%	72%	73%	80%	83%	33%	81%	55%		

Tabla 73. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador NSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	4	0	0	5	9	7	0	0	0	2	5	0	32	13%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	100%
Avena	0	0	6	1	2	27	0	0	0	0	12	0	48	13%
Barbecho	1	0	0	0	3	2	0	0	3	0	4	0	13	0%
Barbecho trad	0	0	0	9	17	0	0	0	0	0	1	0	27	63%
Cebada	0	0	0	0	0	49	0	0	0	0	7	0	56	88%
Girasol	0	0	0	1	8	1	3	0	4	0	2	1	20	15%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	8	100%
Maiz	2	0	0	9	4	2	1	0	32	0	6	0	56	57%
Raygras	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	1	0	7	0%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	28	0	44	64%
Veza	0	0	1	0	8	3	0	1	0	0	2	1	16	6%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	57%	100%	75%	0%	33%	45%	75%	89%	80%	0%	41%	50%		

Tabla 74. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador R^2 para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	4	0	0	2	4	4	0	0	2	1	0	0	17	24%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	8	63%
Avena	0	0	3	3	2	12	0	0	0	0	8	0	28	11%
Barbecho	0	0	0	6	5	1	0	0	1	0	6	1	20	30%
Barbecho trad	1	0	0	8	22	1	0	0	1	0	3	0	36	61%
Cebada	0	0	0	0	1	56	0	0	0	0	4	0	61	92%
Girasol	1	0	0	3	5	1	3	0	4	0	3	0	20	15%
Guisantes	0	0	1	1	5	5	0	8	6	0	6	0	32	25%
Maiz	0	0	0	2	1	2	1	0	25	0	4	0	35	71%
Raygras	0	0	4	0	1	8	0	1	0	1	3	0	18	6%
Trigo Blando	0	0	0	0	1	16	0	0	0	0	27	0	44	61%
Veza	1	0	0	0	5	4	0	0	1	0	1	1	13	8%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	57%	100%	38%	24%	42%	51%	75%	89%	63%	50%	40%	50%		

Tabla 75. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	4	0	0	5	9	7	0	0	0	2	5	0	32	13%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	100%
Avena	0	0	6	1	2	27	0	0	0	0	12	0	48	13%
Barbecho	1	0	0	0	3	2	0	0	3	0	4	0	13	0%
Barbecho trad	0	0	0	9	17	0	0	0	0	0	1	0	27	63%
Cebada	0	0	0	0	0	49	0	0	0	0	7	0	56	88%
Girasol	0	0	0	1	8	1	3	0	4	0	2	1	20	15%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	8	100%
Maiz	2	0	0	9	4	2	1	0	32	0	6	0	56	57%
Raygras	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	1	0	7	0%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	28	0	44	64%
Veza	0	0	1	0	8	3	0	1	0	0	2	1	16	6%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	57%	100%	75%	0%	33%	45%	75%	89%	80%	0%	41%	50%		

Tabla 76. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	5	0	0	0	3	1	0	0	3	0	6	0	18	28%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	8	63%
Avena	0	0	4	0	0	17	0	0	0	0	12	0	33	12%
Barbecho	0	0	0	9	4	0	0	1	2	0	0	0	16	56%
Barbecho trad	0	0	0	4	11	0	0	1	4	0	0	0	20	55%
Cebada	0	0	1	0	0	60	0	0	0	0	9	0	70	86%
Girasol	0	0	0	5	20	0	3	0	3	0	0	1	32	9%
Guisantes	0	0	0	0	5	0	0	4	0	0	1	0	10	40%
Maiz	2	0	1	7	6	4	1	1	26	1	7	0	56	46%
Raygras	0	0	2	0	2	8	0	1	0	1	0	0	14	7%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	32	0	52	62%
Veza	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	3	33%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	71%	100%	50%	36%	21%	55%	75%	44%	65%	50%	47%	50%		

Tabla 77. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	4	0	0	3	1	0	0	0	6	0	4	0	18	22%
Arroz	0	5	0	2	0	0	0	0	3	0	0	0	10	50%
Avena	0	0	3	1	2	11	0	0	1	1	5	0	24	13%
Barbecho	0	0	0	6	9	0	0	0	1	0	2	0	18	33%
Barbecho trad	0	0	0	6	16	0	0	0	0	0	0	0	22	73%
Cebada	1	0	1	0	0	77	0	0	0	0	11	0	90	86%
Girasol	0	0	0	4	13	0	4	0	7	0	0	1	29	14%
Guisantes	0	0	0	0	5	0	0	5	1	0	0	0	11	45%
Maiz	0	0	0	1	2	0	0	0	17	1	1	0	22	77%
Raygras	1	0	4	2	3	5	0	2	3	0	1	0	21	0%
Trigo Blando	1	0	0	0	0	17	0	0	1	0	44	0	63	70%
Veza	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	1	4	25%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	57%	100%	38%	24%	31%	70%	100%	56%	43%	0%	65%	50%		

Tabla 78. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	5	0	0	0	3	1	0	0	3	0	6	0	18	28%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	8	63%
Avena	0	0	4	0	0	17	0	0	0	0	12	0	33	12%
Barbecho	0	0	0	9	4	0	0	1	2	0	0	0	16	56%
Barbecho trad	0	0	0	4	11	0	0	1	4	0	0	0	20	55%
Cebada	0	0	1	0	0	60	0	0	0	0	9	0	70	86%
Girasol	0	0	0	5	20	0	3	0	3	0	0	1	32	9%
Guisantes	0	0	0	0	5	0	0	4	0	0	1	0	10	40%
Maiz	2	0	1	7	6	4	1	1	26	1	7	0	56	46%
Raygras	0	0	2	0	2	8	0	1	0	1	0	0	14	7%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	32	0	52	62%
Veza	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	3	33%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	71%	100%	50%	36%	21%	55%	75%	44%	65%	50%	47%	50%		

Tabla 79. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador NSE para $\sigma^0_{vh}/\sigma^0_{vv}$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	6	0	0	0	6	2	0	0	3	1	5	0	23	26%
Arroz	0	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	4	25%
Avena	0	0	2	0	0	20	0	0	0	0	2	0	24	8%
Barbecho	0	1	1	7	15	1	1	0	1	0	2	0	29	24%
Barbecho trad	0	3	0	4	19	0	0	0	0	0	0	0	26	73%
Cebada	0	0	1	0	0	42	0	2	0	0	8	2	55	76%
Girasol	0	0	0	3	2	1	3	0	5	0	0	0	14	21%
Guisantes	0	0	0	0	1	7	0	6	6	0	6	0	26	23%
Maiz	0	0	0	8	4	0	0	0	24	0	0	0	36	67%
Raygras	1	0	1	1	2	7	0	0	1	1	5	0	19	5%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	18	0	1	0	0	30	0	49	61%
Veza	0	0	3	2	0	12	0	0	0	0	10	0	27	0%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	86%	20%	25%	28%	37%	38%	75%	67%	60%	50%	44%	0%		

Tabla 80. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador R^2 para $\sigma^0_{vh}/\sigma^0_{vv}$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	4	1	0	2	4	1	0	0	0	0	2	0	14	29%
Arroz	0	1	0	1	1	1	0	0	2	0	0	0	6	17%
Avena	1	0	2	0	0	21	0	0	1	0	3	0	28	7%
Barbecho	0	2	1	10	13	1	1	0	1	0	2	0	31	32%
Barbecho trad	0	1	0	7	15	0	0	0	0	0	0	0	23	65%
Cebada	0	0	2	0	0	49	0	1	0	0	4	2	58	84%
Girasol	0	0	0	2	3	1	2	0	4	1	1	0	14	14%
Guisantes	0	0	0	0	6	7	0	7	10	0	10	0	40	18%
Maiz	1	0	0	2	3	0	0	0	21	0	0	0	27	78%
Raygras	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	8	0%
Trigo Blando	0	0	0	0	7	13	0	0	0	0	34	0	54	63%
Veza	0	0	2	0	0	15	0	0	0	1	11	0	29	0%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	57%	20%	25%	40%	29%	45%	50%	78%	53%	0%	50%	0%		

Tabla 81. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador RMSE para $\sigma^0_{vh}/\sigma^0_{vv}$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	6	0	0	0	6	2	0	0	3	1	5	0	23	26%
Arroz	0	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	4	25%
Avena	0	0	2	0	0	20	0	0	0	0	2	0	24	8%
Barbecho	0	1	1	7	15	1	1	0	1	0	2	0	29	24%
Barbecho trad	0	3	0	4	19	0	0	0	0	0	0	0	26	73%
Cebada	0	0	1	0	0	42	0	2	0	0	8	2	55	76%
Girasol	0	0	0	3	2	1	3	0	5	0	0	0	14	21%
Guisantes	0	0	0	0	1	7	0	6	6	0	6	0	26	23%
Maiz	0	0	0	8	4	0	0	0	24	0	0	0	36	67%
Raygras	1	0	1	1	2	7	0	0	1	1	5	0	19	5%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	18	0	1	0	0	30	0	49	61%
Veza	0	0	3	2	0	12	0	0	0	0	10	0	27	0%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	86%	20%	25%	28%	37%	38%	75%	67%	60%	50%	44%	0%		

Tabla 82. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	5	0	0	0	5	1	0	0	3	1	4	0	19	26%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	6	83%
Avena	0	0	6	0	1	20	0	0	0	0	10	0	37	16%
Barbecho	0	0	0	3	3	2	0	0	2	0	0	0	10	30%
Barbecho trad	0	0	0	10	25	0	0	0	0	0	1	0	36	69%
Cebada	0	0	0	0	0	61	0	0	0	0	7	0	68	90%
Girasol	0	0	0	1	6	0	4	0	2	0	0	0	13	31%
Guisantes	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	9	100%
Maiz	2	0	0	11	9	2	0	0	32	1	2	0	59	54%
Raygras	0	0	0	0	0	3	0	0	1	0	1	0	5	0%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	41	0	61	67%
Veza	0	0	2	0	3	1	0	0	0	0	1	2	9	22%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	71%	100%	75%	12%	48%	55%	100%	100%	80%	0%	60%	100%		

Tabla 83. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	6	0	0	2	3	0	0	0	2	0	3	0	16	38%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	100%
Avena	0	0	3	0	1	9	0	0	0	0	4	0	17	18%
Barbecho	0	0	0	7	8	0	0	0	1	0	2	0	18	39%
Barbecho trad	0	0	0	9	27	0	0	0	1	0	0	1	38	71%
Cebada	0	0	1	0	1	77	0	0	0	0	10	0	89	87%
Girasol	0	0	0	3	3	0	4	0	3	1	0	0	14	29%
Guisantes	0	0	0	0	6	0	0	9	4	0	3	0	22	41%
Maiz	0	0	0	4	0	0	0	0	29	0	0	0	33	88%
Raygras	0	0	4	0	1	3	0	0	0	0	1	0	9	0%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	21	0	0	0	1	44	0	66	67%
Veza	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	1	5	20%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	86%	100%	38%	28%	52%	70%	100%	100%	73%	0%	65%	50%		

Tabla 84. Matriz de confusión de la comarca 6 con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Avena	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	5	0	0	0	6	1	0	0	2	1	4	0	19	26%
Arroz	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	6	83%
Avena	0	0	5	0	1	19	0	0	0	0	10	0	35	14%
Barbecho	0	0	0	1	4	1	0	0	1	0	0	0	7	14%
Barbecho trad	0	0	0	10	19	0	0	0	0	0	1	0	30	63%
Cebada	0	0	0	0	0	62	0	0	0	0	7	0	69	90%
Girasol	0	0	0	1	9	0	3	0	3	0	0	1	17	18%
Guisantes	0	0	0	0	1	0	0	8	0	0	0	0	9	89%
Maiz	2	0	0	13	8	3	1	0	33	0	2	0	62	53%
Raygras	0	0	2	0	0	3	0	0	1	1	1	0	8	13%
Trigo Blando	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	41	0	61	67%
Veza	0	0	1	0	4	1	0	1	0	0	1	1	9	11%
Total parcelas	7	5	8	25	52	110	4	9	40	2	68	2		
Producer's Accuracy	71%	100%	63%	4%	37%	56%	75%	89%	83%	50%	60%	50%		

Tabla 85. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador NSE para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	63	0	11	61	9	0	0	11	0	20	1	176	36%
Arroz	0	16	0	4	0	0	0	1	0	1	0	22	73%
Barbecho	2	0	31	140	4	0	0	0	0	3	0	180	17%
Barbecho trad	0	0	1	35	7	0	0	0	0	13	0	56	63%
Cebada	0	0	2	3	83	0	0	0	0	39	0	127	65%
Girasol	0	0	1	5	0	2	0	5	0	2	0	15	13%
Guisantes	2	0	4	66	17	0	7	0	0	7	0	103	7%
Maiz	3	0	3	18	5	4	0	29	0	13	0	75	39%
Raygras	1	0	0	6	6	0	0	1	2	9	0	25	8%
Trigo Blando	0	0	1	20	25	0	0	0	2	64	0	112	57%
Veza	0	0	10	78	49	0	0	0	0	68	1	206	0%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	89%	100%	48%	8%	40%	33%	100%	62%	50%	27%	50%		

Tabla 86. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador R^2 para σ_{VH}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	54	0	6	51	2	0	0	4	0	2	1	120	45%
Arroz	2	16	0	9	1	0	0	9	1	8	0	46	35%
Barbecho	6	0	35	179	5	0	0	5	0	6	0	236	15%
Barbecho trad	0	0	8	53	9	0	0	0	0	25	0	95	56%
Cebada	1	0	0	6	95	0	0	2	1	30	0	135	70%
Girasol	4	0	5	23	11	4	0	10	0	12	0	69	6%
Guisantes	1	0	0	45	13	0	7	1	0	15	0	82	9%
Maiz	0	0	1	1	0	2	0	15	0	4	0	23	65%
Raygras	1	0	2	3	3	0	0	1	0	2	0	12	0%
Trigo Blando	1	0	2	29	42	0	0	0	2	88	0	164	54%
Veza	1	0	5	37	24	0	0	0	0	47	1	115	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	76%	100%	55%	12%	46%	67%	100%	32%	0%	37%	50%		

Tabla 87. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador RMSE para σ_{vh}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	63	0	11	61	9	0	0	11	0	20	1	176	36%
Arroz	0	16	0	4	0	0	0	1	0	1	0	22	73%
Barbecho	2	0	31	140	4	0	0	0	0	3	0	180	17%
Barbecho trad	0	0	1	35	7	0	0	0	0	13	0	56	63%
Cebada	0	0	2	3	83	0	0	0	0	39	0	127	65%
Girasol	0	0	1	5	0	2	0	5	0	2	0	15	13%
Guisantes	2	0	4	66	17	0	7	0	0	7	0	103	7%
Maiz	3	0	3	18	5	4	0	29	0	13	0	75	39%
Raygras	1	0	0	6	6	0	0	1	2	9	0	25	8%
Trigo Blando	0	0	1	20	25	0	0	0	2	64	0	112	57%
Veza	0	0	10	78	49	0	0	0	0	68	1	206	0%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	89%	100%	48%	8%	40%	33%	100%	62%	50%	27%	50%		

Tabla 88. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador NSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	58	0	2	22	4	0	0	2	1	4	0	93	62%
Arroz	0	14	0	2	0	0	0	2	0	1	0	19	74%
Barbecho	0	0	29	151	1	0	0	4	0	1	0	186	16%
Barbecho trad	5	0	9	69	4	0	0	2	0	1	0	90	77%
Cebada	1	0	0	1	107	0	0	0	0	81	0	190	56%
Girasol	0	1	2	9	2	3	0	5	0	2	0	24	13%
Guisantes	0	0	5	78	11	0	7	8	0	9	0	118	6%
Maiz	2	0	8	58	9	3	0	22	0	28	1	131	17%
Raygras	3	1	2	1	3	0	0	2	0	3	0	15	0%
Trigo Blando	1	0	0	2	49	0	0	0	2	78	0	132	59%
Veza	1	0	7	43	15	0	0	0	1	31	1	99	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	82%	88%	45%	16%	52%	50%	100%	47%	0%	33%	50%		

Tabla 89. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador R^2 para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	47	0	5	28	4	0	0	8	1	2	1	96	49%
Arroz	0	13	2	15	0	0	0	5	0	0	0	35	37%
Barbecho	0	0	33	177	1	0	0	1	0	2	0	214	15%
Barbecho trad	1	0	7	48	1	0	0	0	0	0	0	57	84%
Cebada	5	0	0	8	109	0	0	0	1	47	0	170	64%
Girasol	8	1	3	20	2	6	0	6	0	2	0	48	13%
Guisantes	2	0	2	64	12	0	5	3	0	21	0	109	5%
Maiz	3	1	2	9	2	0	0	9	0	5	0	31	29%
Raygras	0	1	0	2	2	0	0	8	0	0	0	13	0%
Trigo Blando	3	0	2	9	57	0	2	4	1	139	0	217	64%
Veza	2	0	8	56	15	0	0	3	1	21	1	107	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	66%	81%	52%	11%	53%	100%	71%	19%	0%	58%	50%		

Tabla 90. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador RMSE para σ_{vv}^0

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	58	0	2	22	4	0	0	2	1	4	0	93	62%
Arroz	0	14	0	2	0	0	0	2	0	1	0	19	74%
Barbecho	0	0	29	151	1	0	0	4	0	1	0	186	16%
Barbecho trad	5	0	9	69	4	0	0	2	0	1	0	90	77%
Cebada	1	0	0	1	107	0	0	0	0	81	0	190	56%
Girasol	0	1	2	9	2	3	0	5	0	2	0	24	13%
Guisantes	0	0	5	78	11	0	7	8	0	9	0	118	6%
Maiz	2	0	8	58	9	3	0	22	0	28	1	131	17%
Raygras	3	1	2	1	3	0	0	2	0	3	0	15	0%
Trigo Blando	1	0	0	2	49	0	0	0	2	78	0	132	59%
Veza	1	0	7	43	15	0	0	0	1	31	1	99	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	82%	88%	45%	16%	52%	50%	100%	47%	0%	33%	50%		

Tabla 91. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador NSE para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	68	0	1	23	3	0	0	7	1	9	0	112	61%
Arroz	0	12	0	22	0	1	0	1	0	0	0	36	33%
Barbecho	0	0	26	107	6	1	0	0	0	8	0	148	18%
Barbecho trad	0	0	12	93	1	1	0	0	1	2	0	110	85%
Cebada	0	0	6	11	73	0	0	1	0	44	1	136	54%
Girasol	0	2	4	45	0	1	0	5	0	1	0	58	2%
Guisantes	0	0	1	18	15	0	7	0	1	10	0	52	13%
Maiz	0	1	5	35	0	2	0	30	0	0	0	73	41%
Raygras	2	1	2	11	11	0	0	3	1	19	0	50	2%
Trigo Blando	1	0	2	9	69	0	0	0	0	121	0	202	60%
Veza	0	0	5	62	27	0	0	0	0	25	1	120	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	96%	75%	41%	21%	36%	17%	100%	64%	25%	51%	50%		

Tabla 92. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador R^2 para $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	53	1	7	67	3	0	0	8	0	8	0	147	36%
Arroz	1	13	8	27	1	0	0	1	0	0	0	51	25%
Barbecho	3	0	20	114	5	2	0	2	1	6	0	153	13%
Barbecho trad	5	0	10	70	4	0	0	0	1	10	1	101	69%
Cebada	1	0	1	17	84	0	0	2	0	57	0	162	52%
Girasol	0	0	5	23	0	2	0	8	0	1	0	39	5%
Guisantes	0	0	1	19	12	0	7	0	1	5	0	45	16%
Maiz	2	0	2	44	0	1	0	19	1	2	0	71	27%
Raygras	1	1	3	8	11	1	0	3	0	10	0	38	0%
Trigo Blando	4	0	7	23	70	0	0	4	0	125	0	233	54%
Veza	1	1	0	24	15	0	0	0	0	15	1	57	2%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	75%	81%	31%	16%	41%	33%	100%	40%	0%	52%	50%		

Tabla 93. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador RMSE para σ_{VH}/σ_{VV}

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	68	0	1	23	3	0	0	7	1	9	0	112	61%
Arroz	0	12	0	22	0	1	0	1	0	0	0	36	33%
Barbecho	0	0	26	107	6	1	0	0	0	8	0	148	18%
Barbecho trad	0	0	12	93	1	1	0	0	1	2	0	110	85%
Cebada	0	0	6	11	73	0	0	1	0	44	1	136	54%
Girasol	0	2	4	45	0	1	0	5	0	1	0	58	2%
Guisantes	0	0	1	18	15	0	7	0	1	10	0	52	13%
Maiz	0	1	5	35	0	2	0	30	0	0	0	73	41%
Raygras	2	1	2	11	11	0	0	3	1	19	0	50	2%
Trigo Blando	1	0	2	9	69	0	0	0	0	121	0	202	60%
Veza	0	0	5	62	27	0	0	0	0	25	1	120	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	96%	75%	41%	21%	36%	17%	100%	64%	25%	51%	50%		

Tabla 94. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador NSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	69	0	2	12	2	0	0	7	0	12	0	104	66%
Arroz	0	15	0	6	0	0	0	0	0	1	0	22	68%
Barbecho	0	0	33	158	3	0	0	0	0	1	0	195	17%
Barbecho trad	0	0	6	82	5	0	0	0	1	2	0	96	85%
Cebada	0	0	1	2	103	0	0	0	0	67	0	173	60%
Girasol	0	0	1	2	0	3	0	3	0	0	0	9	33%
Guisantes	1	0	4	66	14	0	7	0	0	9	0	101	7%
Maiz	0	0	8	49	4	3	0	36	0	19	1	120	30%
Raygras	1	1	0	3	3	0	0	1	2	5	0	16	13%
Trigo Blando	0	0	0	1	41	0	0	0	1	83	0	126	66%
Veza	0	0	9	55	30	0	0	0	0	40	1	135	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	97%	94%	52%	19%	50%	50%	100%	77%	50%	35%	50%		

Tabla 95. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador R^2 para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	64	1	4	27	2	0	0	6	0	2	1	107	60%
Arroz	0	15	1	6	0	0	0	2	1	1	0	26	58%
Barbecho	0	0	40	207	2	0	0	1	0	2	0	252	16%
Barbecho trad	0	0	5	57	2	0	0	0	0	0	0	64	89%
Cebada	1	0	1	3	117	0	0	1	1	35	0	159	74%
Girasol	2	0	1	11	0	6	0	8	0	4	0	32	19%
Guisantes	1	0	0	62	12	0	7	0	0	4	0	86	8%
Maiz	1	0	1	9	1	0	0	27	1	0	0	40	68%
Raygras	1	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	4	0%
Trigo Blando	1	0	3	13	57	0	0	0	0	172	0	246	70%
Veza	0	0	7	41	12	0	0	0	1	19	1	81	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	90%	94%	63%	13%	57%	100%	100%	57%	0%	72%	50%		

Tabla 96. Matriz de confusión de la comarca 7 con el clasificador RMSE para la asignación global

Cultivo	Alfalfa	Arroz	Barbecho	Barbecho trad	Cebada	Girasol	Guisantes	Maiz	Raygras	Trigo Blando	Veza	Total parcelas	Users's Accuracy
Alfalfa	70	0	1	12	2	0	0	6	0	5	0	96	73%
Arroz	0	15	0	2	0	0	0	0	0	1	0	18	83%
Barbecho	0	0	34	151	3	0	0	0	0	1	0	189	18%
Barbecho trad	0	0	5	80	5	0	0	0	1	2	0	93	86%
Cebada	0	0	1	2	105	0	0	0	0	67	0	175	60%
Girasol	0	0	0	3	0	3	0	4	0	2	0	12	25%
Guisantes	0	0	5	72	14	0	7	0	0	10	0	108	6%
Maiz	0	0	9	45	3	3	0	36	0	18	1	115	31%
Raygras	1	1	0	3	1	0	0	1	2	4	0	13	15%
Trigo Blando	0	0	0	3	45	0	0	0	1	90	0	139	65%
Veza	0	0	9	63	27	0	0	0	0	39	1	139	1%
Total parcelas	71	16	64	436	205	6	7	47	4	239	2		
Producer's Accuracy	99%	94%	53%	18%	51%	50%	100%	77%	50%	38%	50%		

ANEXO 5: RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN

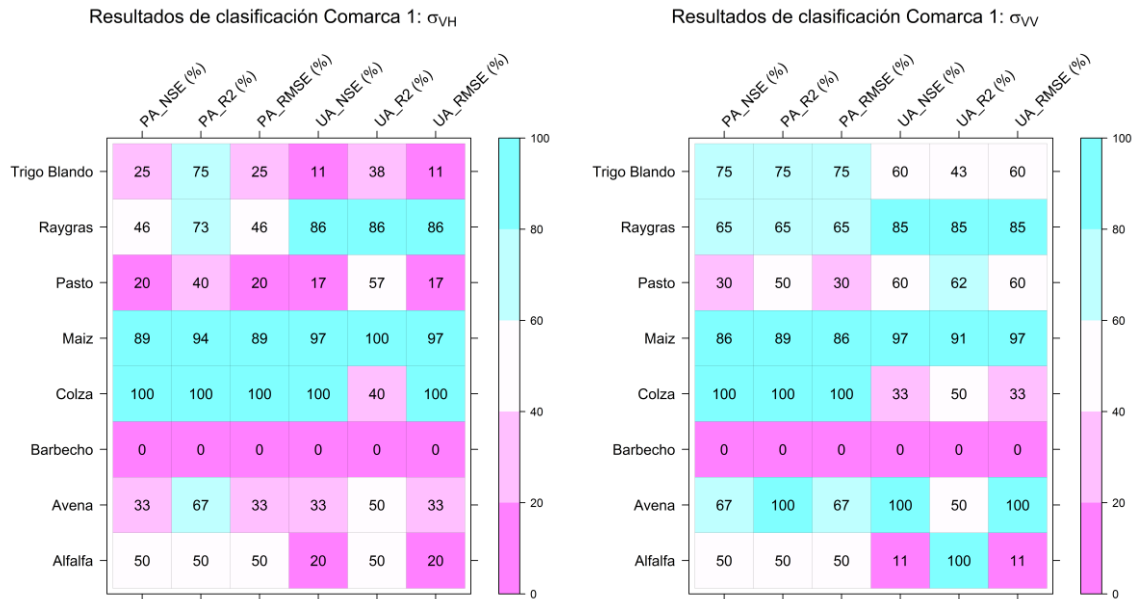


Figura 1. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 1. σ_{VH} (izquierda) y σ_{VV} (derecha).

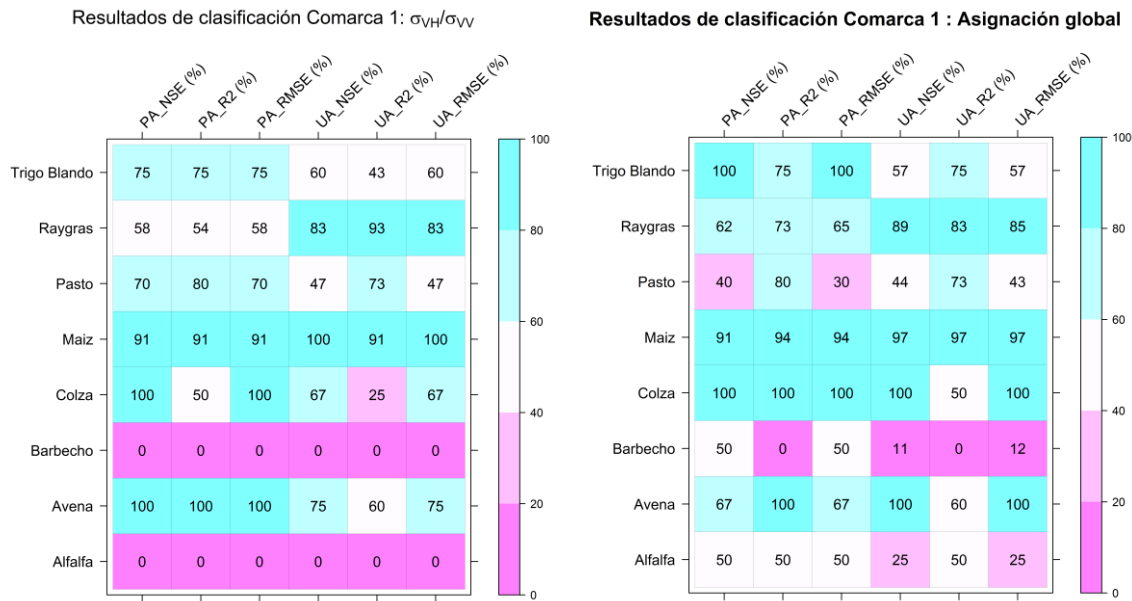


Figura 2. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 1. σ_{VH}/σ_{VH} (izquierda) y asignación global (derecha).

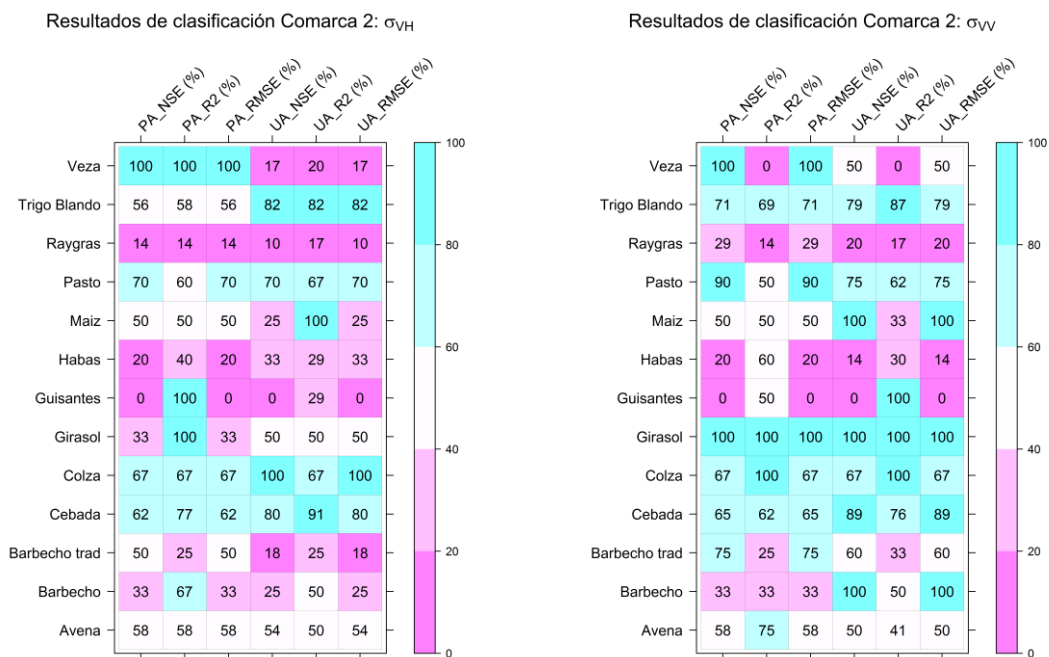


Figura 3. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 2. σ_{VH}^0 (izquierda) y σ_{VV}^0 (derecha).

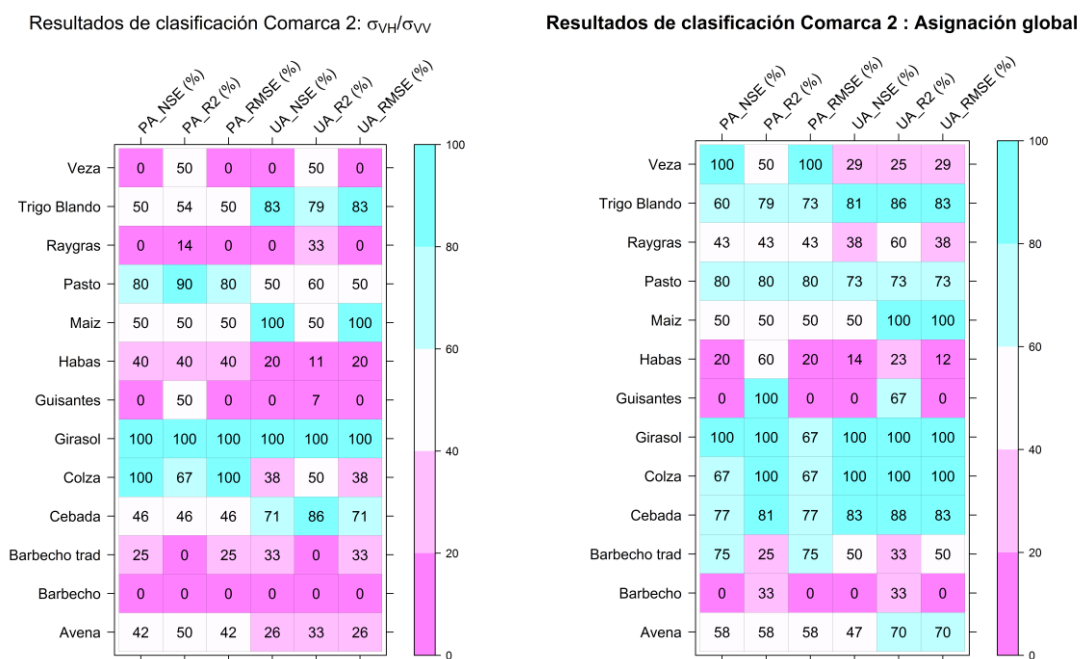


Figura 4. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 2. $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (izquierda) y asignación global (derecha).

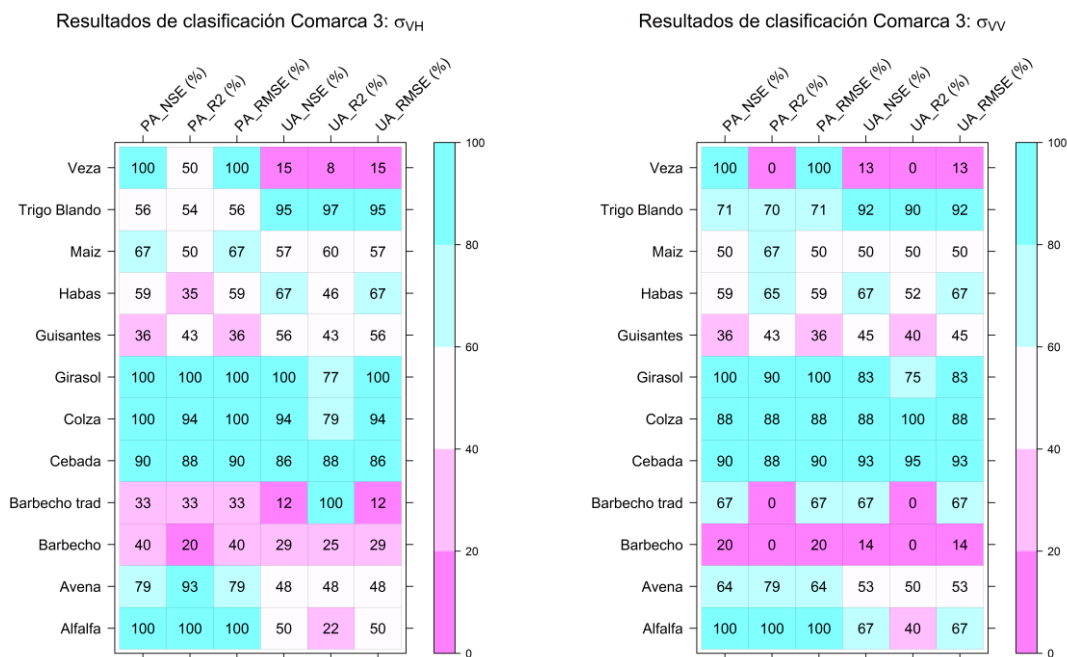


Figura 5. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 3. σ_{VH}^0 (izquierda) y σ_{VV}^0 (derecha).

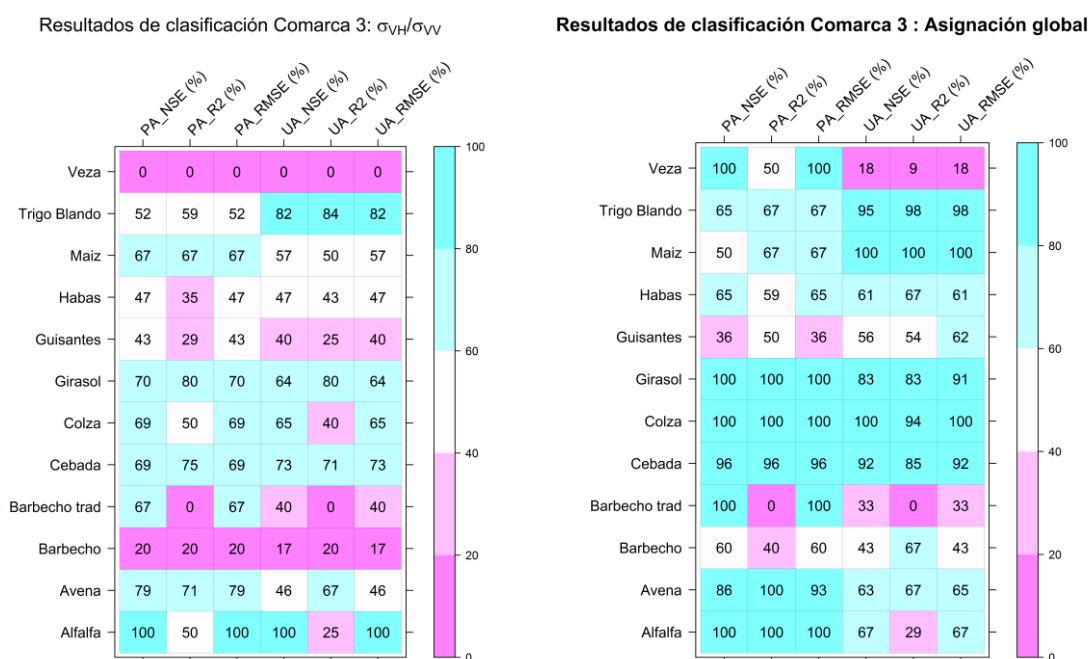


Figura 6. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 3. $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VH}^0$ (izquierda) y asignación global (derecha).

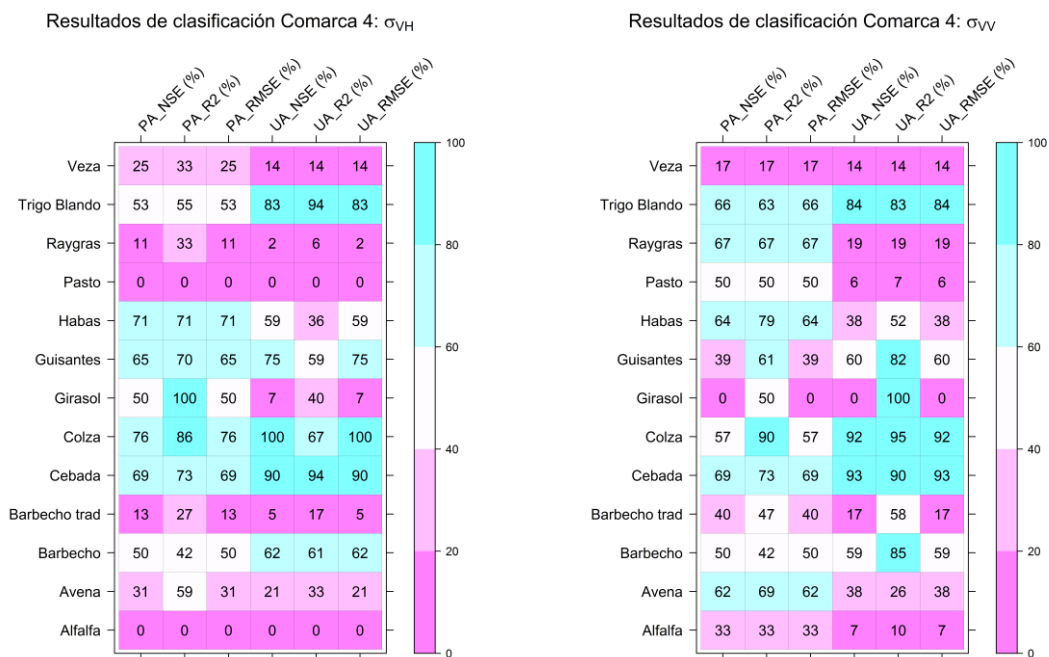


Figura 7. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 4. σ_{VH}^0 (izquierda) y σ_{VV}^0 (derecha).

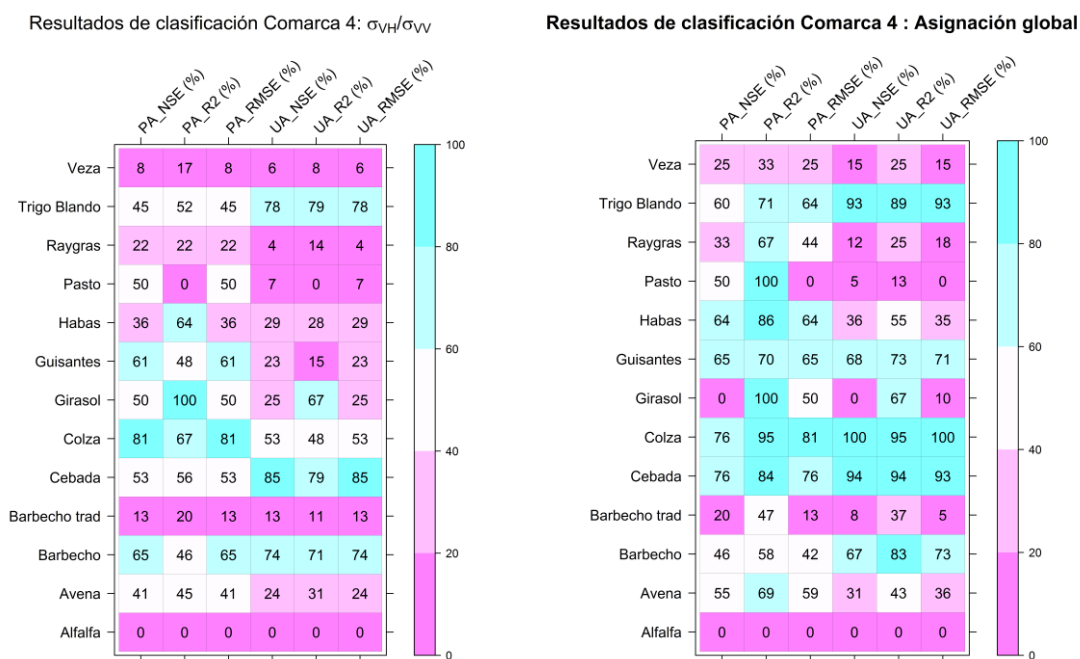


Figura 8. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 4. $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VH}^0$ (izquierda) y asignación global (derecha).

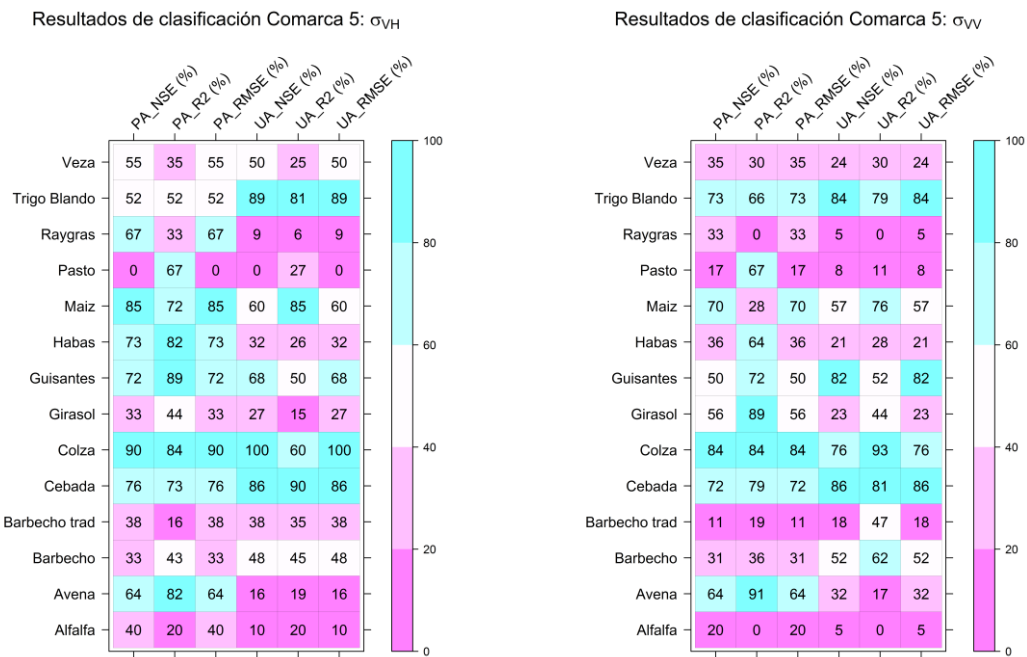


Figura 9. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 5. σ_{VH}^0 (izquierda) y σ_{VV}^0 (derecha).

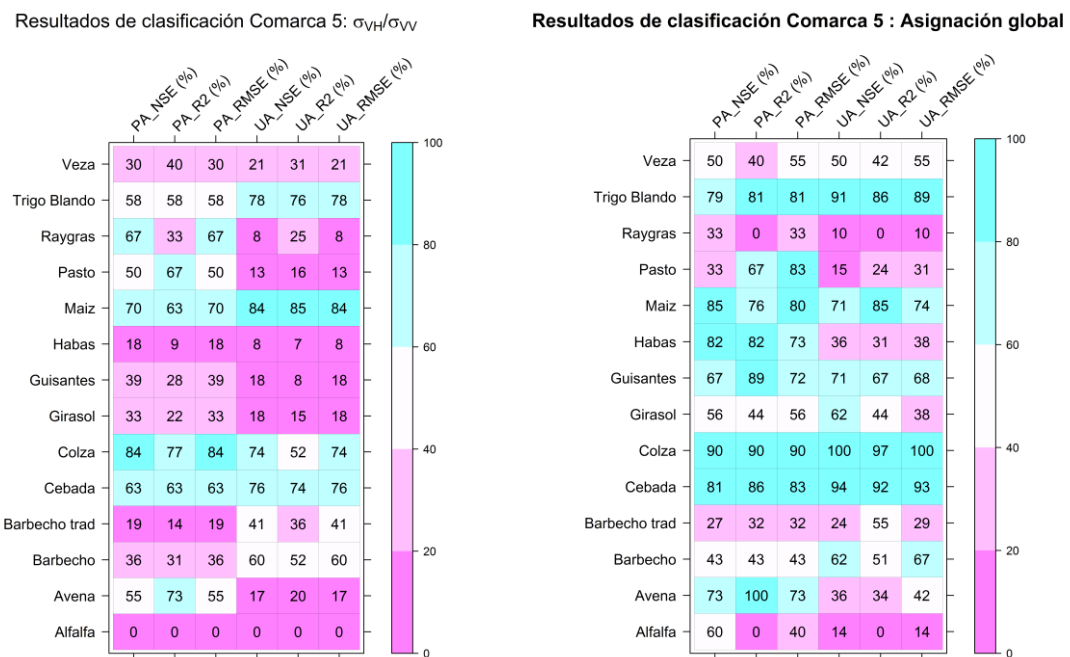


Figura 10. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 5. $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VH}^0$ (izquierda) y asignación global (derecha).

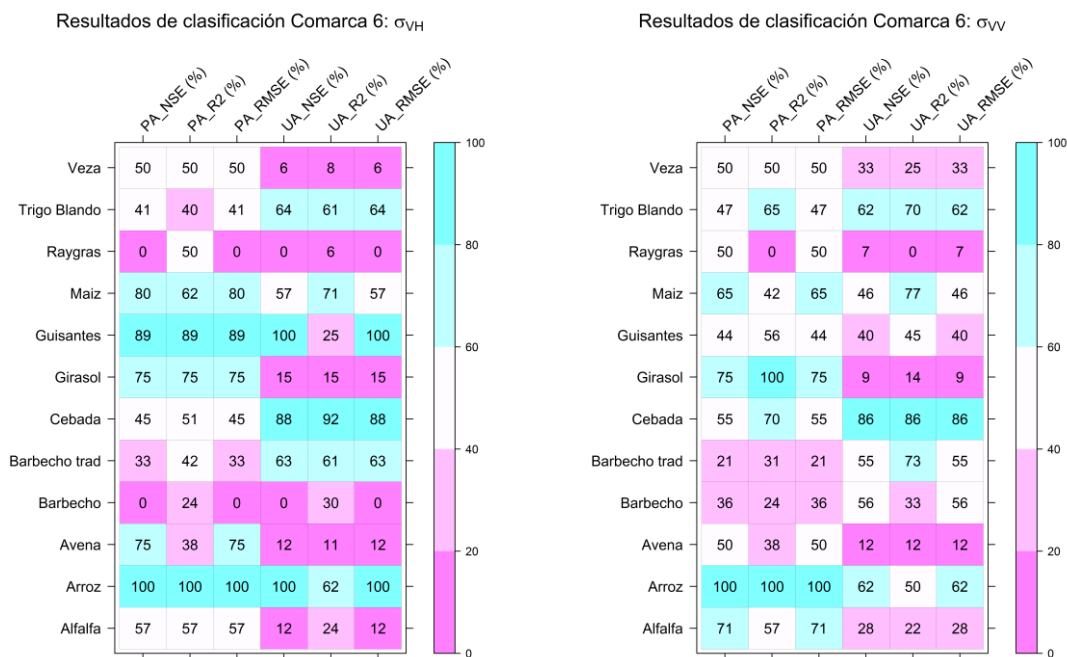


Figura 11. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 6. σ_{VH}^0 (izquierda) y σ_{VV}^0 (derecha).

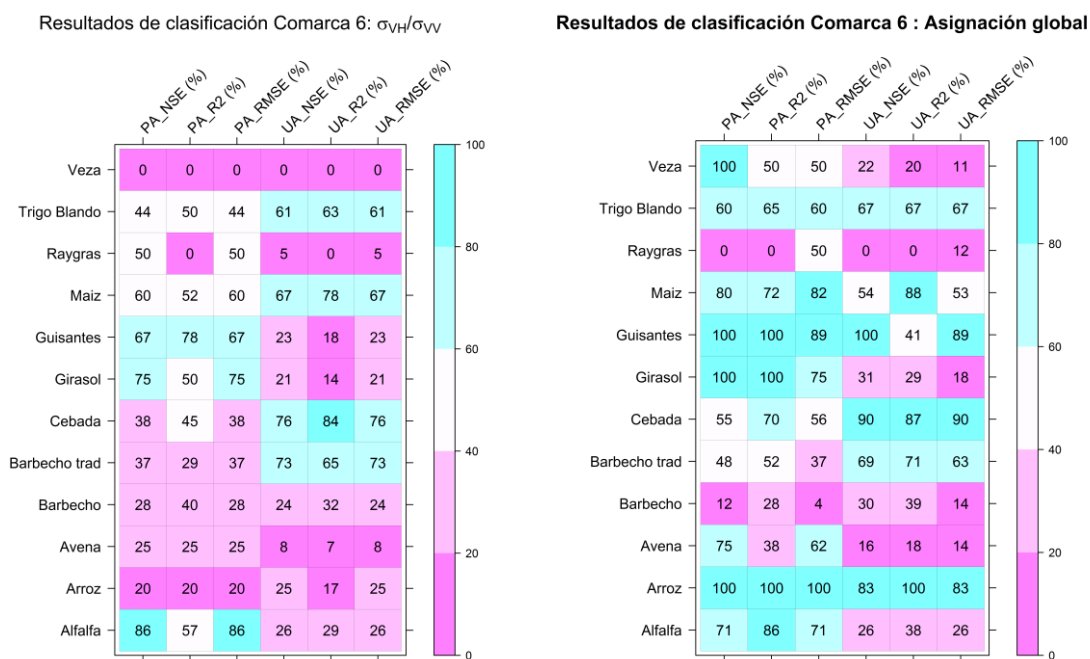


Figura 12. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 6. $\sigma_{VH}^0/\sigma_{VV}^0$ (izquierda) y asignación global (derecha).

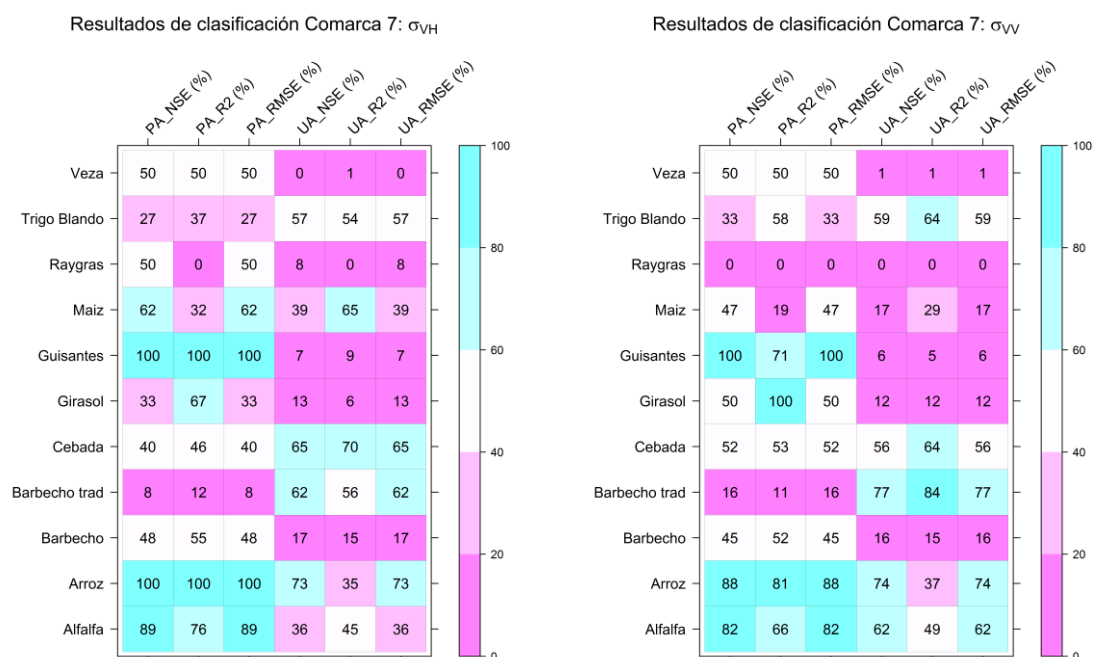


Figura 13. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 7. σ_{VH} (izquierda) y σ_{VV} (derecha).

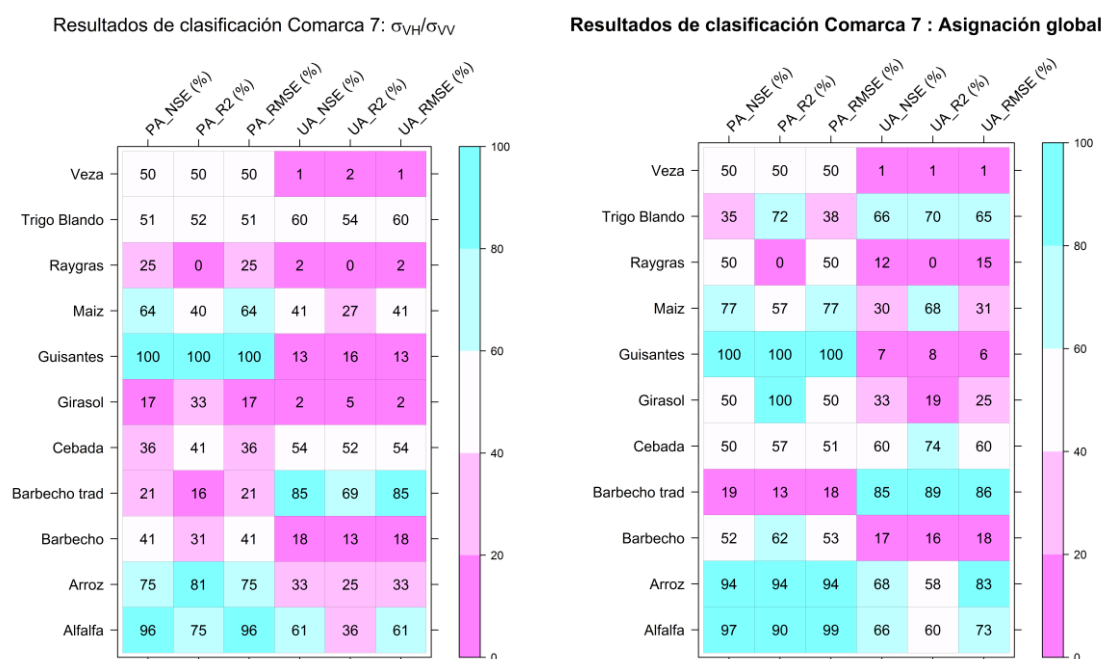


Figura 14. Resultado de User's Accuracy y Producer's Accuracy para cada cultivo en la comarca 7. σ_{VH}/σ_{VH} (izquierda) y asignación global (derecha).